



UNIVERSIDADE FEDERAL DE SERGIPE

CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E TECNOLOGIA

DEPARTAMENTO DE ESTATÍSTICA E CIÊNCIAS ATUARIAIS



GENIFFER SABRINA BRITO DA HORA

**PROPOSTA DE MODELAGEM DE RISCO ATUARIAL PARA
PROPORCIONAR RENTABILIDADE**

São Cristóvão – SE

2018

GENIFFER SABRINA BRITO DA HORA

**PROPOSTA DE MODELAGEM DE RISCO ATUARIAL PARA
PROPORCIONAR RENTABILIDADE**

**Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao
Departamento de Estatística e Ciências Atuariais da
Universidade Federal de Sergipe, como parte dos
requisitos para obtenção do grau de Bacharel em
Ciências Atuariais.**

Orientador: Marcos Santos Oliveira

São Cristóvão – SE

2018

GENIFFER SABRINA BRITO DA HORA

**PROPOSTA DE MODELAGEM DE RISCO ATUARIAL PARA
PROPORCIONAR RENTABILIDADE**

**Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao
Departamento de Estatística e Ciências Atuariais da
Universidade Federal de Sergipe, como um dos pré-
requisitos para obtenção do grau de Bacharel em
Ciências Atuariais.**

____/____/____

Banca Examinadora:

Prof. Me. Marcos Santos Oliveira
Orientador

Prof. Me. Marcelo Coelho de Sá
1º Examinador

Prof. Me. Cristiane Toniolo Dias
2º Examinador

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus por me conceder saúde e forças na conquista desta meta.

Aos meus pais Agnaldo e Virgínia, por todo esforço, dedicação e afeto durante todos estes anos.

A todos os professores do DECAT, especialmente ao Marcos, pelo apoio neste trabalho.

Aos meus amigos, Livia, Klebson e Bruno, por todo companheirismo, nesta jornada.

Agradeço especialmente ao Raul, amigo e companheiro, por todo incentivo e dedicação.

RESUMO

O presente trabalho teve como objetivo principal analisar o modelo de *Credit Scoring*, a fim de verificar a capacidade discriminatória do modelo em uma carteira de convênio odontológico e observar em qual perfil de cliente a operadora poderá obter rentabilidade. Neste estudo foram demonstradas as causas e as necessidades que levam a população a adquirir planos odontológicos, além de demonstrar os riscos que a instituição se expõe ao prestar determinado serviço. As informações utilizadas nesta pesquisa foram disponibilizadas pela operadora e com estes dados foram criadas variáveis *dummies* que foram obtidas através do Risco Relativo e da matriz de correlação de Spearman. Na análise destes dados foi utilizado o modelo de Regressão Logística Binária, desenvolvido através do software *R-project*, o modelo foi validado com o teste de Kolmogorov-Smirnov (KS), curva ROC e Hosmer-Lemeshow, após validação do modelo foi analisado a viabilidade financeira, de modo a identificar o perfil de clientes que fornecem prejuízos para a instituição e o perfil de clientes que além de proporcionar o retorno do capital investido também geram lucro para a empresa, garantindo sua saúde financeira e solvabilidade. O modelo de *Credit Scoring* desenvolvido foi eficaz e apresentou resultados satisfatórios para a operadora de saúde, podendo a instituição se beneficiar destas informações para o melhor gerenciamento de riscos.

Palavras-chave: *Credit Scoring*. Saúde Odontológica. Operadora de Saúde. Gestão de Riscos. Rentabilidade.

ABSTRACT

This present work aims to analyze the Credit Scoring model in order to verify the discriminatory capacity of the model in a dental insurance plan and observe in which client's profile the company will have the highest profit. It was demonstrated with this study the causes and necessities that makes the population to apply for dental insurance plans, also the risks to which the company is exposed to when providing this sort of service. The data used were provided by the insurance carrier and from those data they were created the dummies variables which were validated thought relative risk and Spearman's Correlation Matrix. To evaluate the data it was used the binary logistic regression model, developed with the R-project software. The model was validated with the Kolmogorov-Smirnov (KS) test, ROC curve and Hosmer-Lemeshow, after the model's validation, financial viability was analyzed in order to identify the client's profile that causes loss to the institution and the client's profile that in addition to providing invested capital return also generate profit thus ensuring the financial health and solvency. The developed Credit Scoring model was efficient and shows satisfactory results to the health carrier, thus the company can benefit from this information to a batter risk management.

Keywords: Credit Scoring, Dental health, Health Insurance Carrier, Risk Management, Profitability.

LISTA DE GRÁFICOS

GRÁFICO 1 – VALOR ANUAL DO SALDO DE CARTEIRA DE CRÉDITO PARA PESSOAS FÍSICAS.....	11
GRÁFICO 2 – NÚMERO DE BENEFICIÁRIOS EM PLANOS EXCLUSIVAMENTE ODONTOLÓGICOS COM FINS LUCRATIVOS	13
GRÁFICO 3 – INADIMPLÊNCIA NO BRASIL POR FAIXA ETÁRIA	16
GRÁFICO 4 – NÚMERO DE PESSOAS FÍSICAS NEGATIVADAS NO BRASIL	20
GRÁFICO 5 – COMPARATIVO DE PERDA DOS DENTES ENTRE SEXOS.....	26
GRÁFICO 6 – COMPARATIVO DOS MÉTODOS UTILIZADOS PARA A HIGIENE BUCAL ENTRE SEXOS	27
GRÁFICO 7 –NÚMERO DE BENEFICIÁRIOS NA MODALIDADE ODONTOLOGIA DE GRUPO	29
GRÁFICO 8 – CURVA ROC	40
GRÁFICO 9 – REPRESENTAÇÃO DO TESTE KS	40

LISTA DE QUADROS

QUADRO 1 – VARIÁVEIS EXPLICATIVAS APROVEITADAS.....	38
--	-----------

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 – CURVA ROC	35
-----------------------------------	-----------

LISTA DE TABELAS

TABELA 1 – EXEMPLO DO CÁLCULO DO RISCO RELATIVO	33
TABELA 2 – CLASSES DE RISCO RELATIVO PARA AGRUPAMENTO	33
TABELA 3 – AVALIAÇÃO DO RESULTADO DA ÁREA SOB A CURVA ROC	35
TABELA 4 – REGRAS DE AVALIAÇÃO DE QUALIDADE KS	36
TABELA 5 – EQUAÇÃO GERADA	39
TABELA 6 – CLASSIFICAÇÃO DO TESTE DE PREVISÃO DA VARIÁVEL DEPENDENTE	39
TABELA 7 – TESTE DE HOSMER-LEMESHOW	41
TABELA 8 – INADIMPLÊNCIA E RENTABILIDADE POR FAIXA.....	42

LISTA DE ABREVIATURAS

G-10: Composto pelos países da Alemanha, Bélgica, Canadá, EUA, França, Itália, Japão, Holanda, Reino Unido, Suécia e Suíça

PD: Probabilidade de inadimplência

OPS: Operadoras de Planos de Saúde

RR: Risco Relativo

KS: Kolmogorov-Smirnov

ROC: *Receiver Operating Characteristic*

AUC: *Area Under Curve*

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	10
1.1 SITUAÇÃO PROBLEMA	14
1.2 OBJETIVOS	15
1.3 JUSTIFICATIVA	15
2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	18
2.1 ACORDOS DE BASILÉIA	18
2.2 RISCO DE INADIMPLÊNCIA	19
2.3 GESTÃO DE RISCO	21
2.4 CREDIT SCORING	23
2.5 SAÚDE BUCAL	25
2.6 PLANOS ODONTOLÓGICOS	28
3 METODOLOGIA.....	31
3.1 REGRESSÃO LOGÍSTICA BINÁRIA	31
3.2 RISCO RELATIVO (RR)	32
3.3 TESTE DE HOSMER LEMESHOW.....	34
3.4 CURVA <i>RECEIVER OPERATING CHARACTERISTIC</i> (ROC).....	34
3.5 TESTE DE KOLMOGOROV-SMIRNOV (KS)	36
4 RESULTADOS E DISCUSSÕES	37
4.1 AMOSTRA E DESCRIÇÃO DOS DADOS	37
4.2 ANÁLISE DOS DADOS	37
4.3 RESULTADOS DO MODELO	41
5 CONCLUSÃO.....	43
REFERÊNCIAS	45
APÊNDICE A – VARIÁVEIS DA AMOSTRA.....	53
APÊNDICE B – ANÁLISE RR.....	55
APÊNDICE C – MATRIZ DE CORRELAÇÃO DE SPEARMAN	57

1 INTRODUÇÃO

A fragilidade do mercado financeiro mundial agravou-se no início da década de 1970, quando se deparou com várias turbulências, crises e altas taxas de inflação. Em 1973, com o fim do Sistema Monetário Internacional, o mercado financeiro mundial apresentou crises inflacionárias, levando à alta volatilidade. Alcançando seu nível crítico em 1974, com o advento dos distúrbios nos mercados internacionais e falhas na liquidação de contratos de câmbio. No final deste ano, bancos dos países do Grupo dos Dez (G-10) criaram o Comitê de Basileia, com o intuito de discutir soluções para conter a crise do mercado financeiro, além de promover práticas de controle que garantissem a confiabilidade e estabilidade do sistema financeiro internacional (DINIZ; DELBEM; REQUENA, 2014).

Em 1988, o comitê publicou o Acordo de Basileia I, cumprindo os propósitos de assegurar a reserva mínima de capital para os bancos e minimizar a probabilidade de falência no sistema bancário, sendo implementado em sua totalidade em 1992 (MENDES, 2013).

Devido às limitações existentes no primeiro acordo de Basileia e ao colapso de grandes empresas, foi necessário a implantação de um acordo que suprisse melhor as necessidades. Em 2004 foi criado então o Acordo de Basileia II, que teve como objetivo ajustar os requisitos de capital, de acordo com os riscos aos quais os bancos são expostos, sendo necessário métodos para a mensuração deste valor, reforço de segurança e confiança na instituição, para que tanto a indústria, quanto o fornecedor pudessem avaliar melhor o grau de solvência de uma instituição, além de melhorias como a supervisão bancária, a fim de vistoriar se as novas normas estavam sendo aplicadas (DINIZ; DELBEM; REQUENA, 2014).

Aspectos regulatórios como estes possuem grande influência na gestão de riscos corporativos, além de apresentar melhorias na gestão implantada dentro de bancos estimulou a implantação de métodos equivalentes para discriminar os riscos presentes em outras instituições.

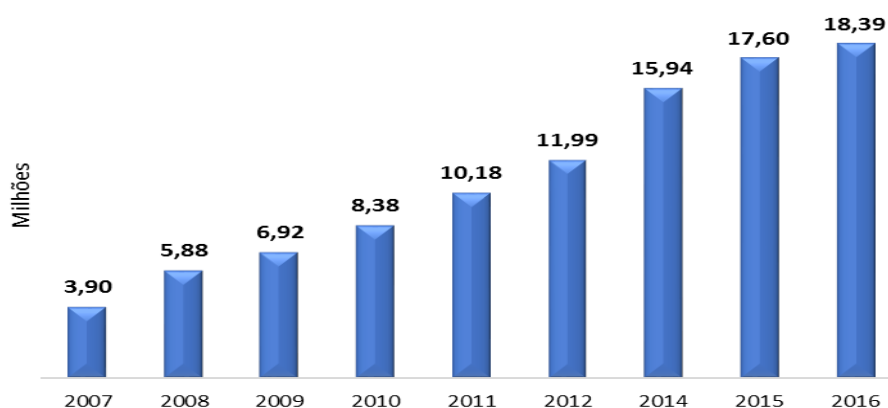
Com o crescimento da economia mundial e a competitividade do mercado, foi indispensável que as empresas se mostrassem mais flexíveis. Diante desse desenvolvimento, empresas prestadoras de serviços que antes não aderiam à concessão de crédito implantaram esta ferramenta (MARIANI, 2008).

A concessão de crédito no Brasil encontra-se em fase de expansão desde 1994 com a implantação no Plano Real, quando foi adotado um pacote de medidas econômicas (TRISTÃO et al., 2014). Com a competitividade existente no mercado, muitas empresas passaram a investir na modernização destes recursos, beneficiando os clientes com reduções de preços de alimentos e outros bens de consumo (SANTOS, 2009).

Segundo Souza e Bruni (2008), o crédito ao consumidor proporciona o crescimento da economia, pois eleva tanto a capacidade de compra, quanto a de investimentos realizados pela empresa, aumentando o número de transações comerciais e atuando como um redutor de restrição orçamentária.

No Gráfico 1 nota-se um crescimento anual significativo no uso das operações de crédito por pessoas físicas, nos segmentos de crédito livre e crédito direcionado. Em apenas nove anos o consumo do crédito no Brasil teve um aumento expressivo, representado por 371,89% quando comparado ao valor apresentado no ano inicial.

Gráfico 1 – Valor anual do saldo de carteira de crédito para pessoas físicas – (em R\$ milhões).



Fonte: Elaborado pela autora, adaptado de Banco Central do Brasil.

É sempre importante lembrar que, ao vender um crédito, a empresa está automaticamente comprando um risco, com todos os ônus e bônus que a operação envolve (SANTOS, 2009). Por este motivo, mensurar os riscos existentes na empresa tornou-se indispensável, deve existir a preocupação com o equilíbrio na relação risco-retorno, de forma a alcançar máxima rentabilidade associada a um nível de risco adequado (ASSAF NETO, 2008)

Aos trabalhos atribuídos ao atuário pode-se relacionar, diretamente, funções ligadas à mensuração de riscos, para determinar as necessidades de um capital tendo conhecimento das áreas que a companhia opera, sendo elas econômicas e financeiras, logo, o profissional deve possuir conhecimentos econométricos, estatísticos e matemáticos. Tendo vista disso, pode-se dizer que o atuário é responsável em uma instituição financeira não apenas pela medição de rentabilidade da empresa, mas também em analisar o nível de risco assumido (ASF, 2015).

No início da década de 90 com a evolução da teoria de finanças foi priorizado um importante segmento de estudo, denominado “*gestão de risco*”. O risco representa a volatilidade de resultados esperados, relacionado a possíveis perdas de investimento, e possui duas características significativas: a volatilidade dos retornos e a maturidade do ativo (ASSAF NETO, 2008).

A volatilidade está relacionada aos choques macroeconômicos externos, como as crises e inflações que impactam negativamente na evolução do crédito no país, como também com as condições de instabilidade da região (SANT’ANNA; JÚNIOR; ARAÚJO, 2009).

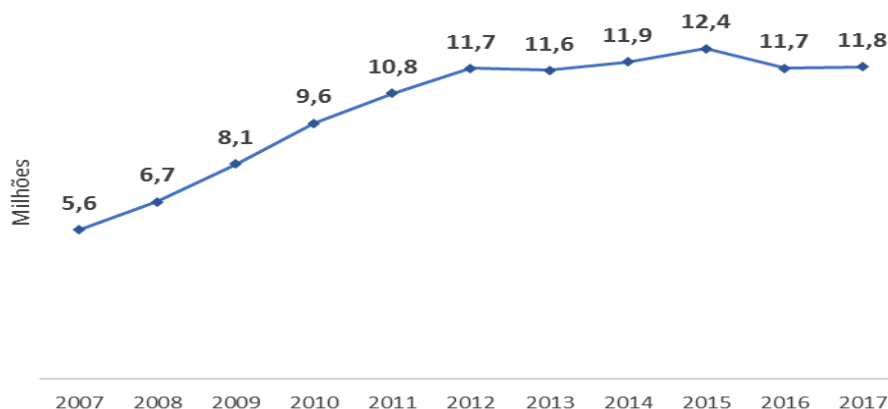
Outro fator determinante do risco é a maturidade do ativo, definido basicamente pelo risco de refinanciamento, por este motivo as empresas optam por emitir dívidas de curto prazo, pois quanto maior o prazo de recuperação financeira maiores serão as chances de não recuperar o capital investido, ou seja, maior a probabilidade de inadimplência (PD) (NAKAMURA; JUCÁ; BASTOS, 2011).

Aspectos de instabilidade, como estes, mencionados, proporcionam impactos negativos à economia, afetando desde os setores comerciais até os setores de assistência médica e odontológica. As dificuldades enfrentadas na implementação dos planos privados de saúde comprovaram como os fatores financeiros mundiais podem influenciar o crescimento de uma instituição.

Após significativa melhora na qualidade de vida da população, o segmento de mercado odontológico cresceu acentuadamente no Brasil. O Gráfico 2 mostra a evolução do número de beneficiários que possuem convênios odontológicos, nota-se que no primeiro ano de observações o número total de beneficiários corresponde a 5,2 milhões, enquanto que no último ano o número corresponde a 11,8 milhões, um crescimento significativo de 109%. Segundo a Agência Nacional de Saúde Suplementar (ANS, 2009) este crescimento foi atribuído às dificuldades e escassez de acesso aos

serviços públicos e sobretudo a uma demanda latente de usuários que apresentavam necessidades odontológicas.

Gráfico 2 – Número de beneficiários em planos exclusivamente odontológicos com fins lucrativos.



Fonte: Elaborado pela autora, adaptado da Agência Nacional de Saúde Suplementar (2017).

O gerenciamento de riscos é um processo que possibilita a identificação de ameaças e oportunidades existentes na instituição. No caso específico das Operadoras de Planos de Saúde (OPS) o processo não é diferente, a identificação e avaliação dos riscos são fundamentais para que as operadoras reconheçam os impactos negativos que o não gerenciamento dos riscos pode causar (ABRAPP, 2015).

Os modelos estatísticos passaram a ser um importante instrumento no auxílio da tomada de decisões para o controle de riscos como: créditos, investimentos e outros produtos que possuem alta PD. Havendo necessidade de aumentar o processo, mas sem que houvesse perda na agilidade, na qualidade do produto e na saúde financeira da instituição, a modelagem estatística tornou-se essencial para o auxílio das decisões (DINIZ; LOUZADA, 2013).

Os modelos de *Credit Scoring* foram desenvolvidos com objetivo de identificar o perfil dos clientes como adimplentes ou inadimplentes, prevendo o risco de inadimplência, e desta forma, reduzindo o risco de concessão de crédito a maus pagadores (FERNANDES, 2012).

De acordo com Diniz e Louzada (2013) o modelo de *Credit Scoring* é uma ferramenta capaz de determinar uma função através de dados cadastrais e informações históricas transacionais do cliente, a fim de aprovar ou não propostas iniciais de crédito, aumentos de limite do cliente, ou ofertas um novo produto.

Segundo Oliveira (2016) o *Credit Scoring* é uma ferramenta muito utilizada nas grandes instituições de crédito. Possui diferentes modelos de pontuações, cada um com finalidades específicas em sua aplicação. As denominações mais utilizadas pelo mercado atualmente são: *Credit Score*, *Application Score*, *Risk Score*, *Behavior Score* e *Collection Score*.

Diversos tipos de modelos podem ser utilizados na avaliação deste problema. Podemos citar a Análise Discriminante, Árvores de Decisão, Redes Neurais, Algoritmos Genéticos, Análise de Sobrevivência e a técnica que será aplicada neste estudo Regressão Logística Binária (DINIZ; LOUZADA, 2013).

A regressão logística binária é um dos modelos mais utilizados atualmente para a estimação dos parâmetros de pontuação de crédito. Neste modelo a variável dependente é classificada como dicotômica ou binária e será explicada por variáveis preditivas (explanatórias) (OLIVEIRA, 2016).

De acordo com Halim e Humira (2014) os modelos de *Credit Scoring* levam os credores a criar pontuações de crédito, onde cada característica tem seu próprio peso e a pontuação total classificará um indivíduo como apto ou não para receber crédito. A decisão de aprovar ou rejeitar será alcançada estabelecendo um nível de corte correspondente a determinado valor da PD. Quanto maior for o escore, maior será o risco de perda.

1.1 SITUAÇÃO PROBLEMA

Diante do exposto, foi levantada a seguinte questão de pesquisa: Uma ação realizada com base em uma análise de riscos atuariais e aplicação de um modelo de *Credit Scoring* contribuirá tanto para diminuir os riscos na aceitação de novos clientes quanto para proporcionar maior rentabilidade a uma empresa que oferece convênios odontológicos?

De acordo com o Serviço Brasileiro de Apoio às Micro e Pequenas Empresas (SEBRAE, 2016) o índice de sobrevivência das instituições cresce a cada dia. Em 2012 foram constituídas no Brasil um total de 618.532 empresas no setor de serviços. Dentro de dois anos a taxa de sobrevivência destas empresas correspondia a 75%, alguns fatores apresentaram grande contribuição para o equilíbrio financeiro destas instituições, entre eles a gestão empresarial.

Para que a empresa gere lucros é necessária a boa gestão financeira, afinal a solvência da instituição não é mantida apenas no ato de vender o produto/serviço, é fundamental que haja o retorno do capital investido, havendo equilíbrio entre a liquidez e a rentabilidade, desta forma a situação econômico-financeira da empresa estará em ótimo estado (MOHAD; QUINTANA, 2016).

A garantia do retorno do capital investido demonstrará o quanto o investimento foi rentável, logo, a melhor tática utilizada pelas instituições para garantir a rentabilidade é mensurar os riscos inerentes à concessão de crédito, averiguando a idoneidade e capacidade financeira do consumidor, de modo a reduzir a probabilidade de insucesso da operação (SCHNEIDERS, 2014).

Logo, é notório que a análise e gestão de riscos tornou-se indispensável para qualquer instituição, pois além de contribuir na redução dos riscos existentes nas operações, colabora também no retorno do capital aplicado, proporcionando menores perdas e maior rentabilidade para a empresa.

1.2 OBJETIVOS

O objetivo central deste trabalho consiste em analisar a eficácia de um modelo de *Credit Scoring*, de forma a mitigar os riscos existentes na aceitação de novos clientes em uma carteira de convênio odontológico e proporcionar maior rentabilidade para a instituição.

Objetivos Específicos:

- Buscar um modelo capaz de prever e identificar possíveis riscos na aceitação de novos clientes;
- Identificar o perfil de inadimplência em uma carteira de convênio odontológico, através de um modelo de *Credit Scoring*;
- Analisar se o modelo aplicado irá proporcionar menores perdas e maior rentabilidade para a instituição.

1.3 JUSTIFICATIVA

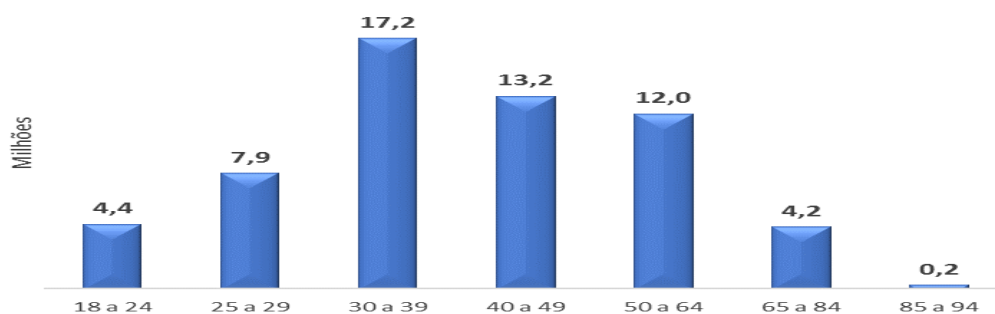
Impactos macroeconômicos estão relacionados à queda de taxa de juros dos empréstimos, aumento da renda familiar, diminuição do índice de desemprego, entre outros aspectos que aumentaram o poder de compra e consequentemente causaram

grande impacto no consumo de bens e serviços (TRISTÃO et al., 2014). Entretanto, em períodos de crise e instabilidade econômica, os níveis de inadimplência aumentam, neste momento torna-se ainda mais necessário o gerenciamento e controle dos créditos concedidos, a fim de manter a saúde financeira da empresa intacta (MARIANI, 2008). Além dos impactos macroeconômicos, algumas características específicas das empresas também podem influenciar na inadimplência, a exemplo do capital, tamanho da empresa, rentabilidade, liquidez, além do desempenho de vendas e da política de investimento (MARINS; NEVES, 2013).

A inadimplência nem sempre é ocasionada pela má fé do comprador, pode ser ocasionada por outros fatores como: doenças, atraso de salário, falta de controle nos gastos, entre outras inúmeras causas. Por este motivo, as instituições devem adotar medidas de prevenção, para impossibilitar a entrada de clientes duvidosos na carteira da empresa (NAVARINI et. al., 2015).

A partir da análise do Gráfico 3 é possível notar que até junho de 2017 o alto índice de negativados predominou no Brasil. Indivíduos com idades entre os 30 a 39 anos se destacaram quando comparados com as demais faixas etárias, a inadimplência presente nestas idades correspondia a um total de 17,2 milhões de inadimplentes. Segundo o Serviço de Proteção ao Crédito (SPC, 2017a) este valor corresponde a 50,44% da população brasileira desta faixa etária, ou seja, mais da metade da população entre 30 e 39 anos possuem o nome inscrito em alguma lista de devedores.

Gráfico 3 – Inadimplência no Brasil por faixa etária em junho de 2017.



Fonte: Elaborado pela autora, adaptado do Serviço de Proteção ao Crédito (SPC).

Um estudo realizado pelo SPC em 2017 mostrou que o número de inadimplentes reincidentes aumentou em 22%, quando comparado a 2016. De acordo com a pesquisa, contas básicas como aluguel, água e luz são pagamentos que mais estão em dia. A perda do emprego foi apontada como o principal motivo do atraso das contas, em seguida a

diminuição da renda, a falta de controle financeiro e empréstimos do nome para terceiros (SPC, 2017b)

Atualmente o risco de inadimplência presente nas instituições adeptas ao método de contraprestação pecuniária é bastante elevado, uma vez que não são todos os consumidores que possuem cartão de crédito, logo, a maior parte das dívidas ainda são quitadas mediante boletos de cobrança. Apesar de gerar maiores riscos para a empresa é um modo de preservar e fidelizar os clientes.

De acordo com Navarini et al. (2015) a utilização de métodos para o gerenciamento dos riscos é uma grande ferramenta de apoio para a empresa, pois auxilia na prevenção da inadimplência e no aprimoramento da tomada de decisão, orientando a instituição em quais perfis de consumidores é possível confiar e assim, resultar em menores perdas.

Sendo assim, o assunto tratado no presente estudo terá o intuito de destacar a importância do uso de técnicas para modelagem dos riscos na aceitação de novos clientes em uma OPS, além de demonstrar que o gerenciamento correto influencia positivamente na rentabilidade da empresa.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 ACORDOS DE BASILÉIA

O maior período de crise econômica mundial ocorreu entre os anos de 1929 e 1933, com o colapso de Wall Street e a Grande Depressão econômica resultante desta crise (ROTHBARD, 2012). Neste período o comércio mundial desabou, os índices de produção industrial caíram em aproximadamente 50%, resultando em falência de empresas, reduções salariais, altos níveis de desemprego, quedas drásticas do Produto Interno Bruto (PIB) e em praticamente todo indicador de atividade econômica (COGGIOLA, 2011).

Com a chegada do Acordo de Bretton Woods, em 1944, o mundo financeiro estava solidificado, com câmbio fixo e taxas de juros estáveis. Na década de 60 o governo norte-americano precisou expandir a massa monetária, gerando inflação em diversos países. E, conseqüentemente causando o fim do sistema financeiro internacional, com a alta volatilidade dos índices econômicos (MAY, 2008).

Com o propósito de reduzir falhas no sistema bancário, acarretando em crises financeiras, vários países industrializados nos anos 70 e 80 sentiram a necessidade de obter medidas de precaução contra estes sinistros, preocuparam-se com a regulação e supervisão do sistema bancário, adotando medidas que garantissem a solvabilidade e liquidez. Com este intuito, em 1974, países do G-10 reuniram-se no Banco de Compensações Internacionais (BIS), em Basileia, na Suíça e criaram o Comitê de Regulamentação Bancária e Práticas de Supervisão, conhecido como Comitê de Basileia (GOMES, 2008).

Em 1988, o comitê publicou o Acordo de Basileia I, que consiste em assegurar um nível adequado de capital igual ou superior a 8% de sua carteira de ativos, classificado em quatro categorias com pesos diferentes de acordo com o tipo de risco. Inicialmente o acordo integrava apenas o risco de crédito, mas com retificações subsequentes foi possível incluir o risco de mercado (PEDOTE, 2002).

Apesar dos inúmeros benefícios que o Acordo trouxe para as instituições, não foi possível ignorar as suas deficiências. Basileia I tratava o risco operacional de maneira contida, não permitia a correta supervisão por parte dos agentes normativos (PEDOTE, 2002). O termo “risco operacional” foi reconhecido apenas quando o Banco Barings foi à falência, em 1995. A partir destes acontecimentos, o risco operacional passou a ser

objeto de interesse para pesquisadores e gestores do mercado financeiro (DINIZ; DELBEM; REQUENA, 2014).

Após a eventualidade do Banco Barings e diversos outros acontecimentos o Comitê de Basiléia iniciou uma revisão do Acordo, tendo em vista incluir métodos que pudessem tornar o modelo flexível e sensível aos diferentes tipos de risco, além de renovar os conceitos de risco de crédito e de mercado, sendo publicado em 2004 o Acordo de Basiléia II (DINIZ; DELBEM; REQUENA, 2014). De acordo com May (2008) o Novo Acordo baseia-se em três premissas:

- a) Pilar I – Assim como no Basiléia I, no o Novo Acordo é necessário capital mínimo igual ou superior a 8% que funcione como caução, respondendo por perdas não esperadas e cobrindo riscos de crédito, operacional e de mercado;
- b) Pilar II – Complementa a extensão do papel da supervisão bancária, estabelecendo vistorias nas instituições, garantindo que os bancos operem acima do capital mínimo estabelecido, além de indicar medidas de correção na detecção de falhas, realizando os ajustes com rapidez;
- c) Pilar III – Transparência de informação das estruturas bancárias, permitindo ao mercado avaliar o perfil da instituição e analisar o nível de exposição à riscos.

Regulamentações como estas possuem vasta influência não apenas na gestão corporativa bancária, como também em diversos setores, tais como: agricultura, indústria química, energia, serviços financeiros e no setor de saúde suplementar. A implementação destas melhorias incentivou a adaptação de métodos equivalentes que proporcionou segurança e contribuiu para a análise dos riscos existentes, evitando possíveis perdas ou até mesmo a insolvência de uma empresa (ALVES, 2011).

2.2 RISCO DE INADIMPLÊNCIA

A expansão econômica contribuiu fortemente para que inúmeras empresas, inclusive as prestadoras de serviços, adotassem o método de contraprestação pecuniária, arcando com todos os custos do serviço durante o mês, e com prazo determinado para recuperação do capital investido, utilizando essa prática como modo de manter a solidez da empresa no mercado (MARIANI, 2008).

O método serviu como um dispositivo de grande poder, utilizado em tempos de crise para não afetar a economia do país. O governo concede crédito às empresas com o

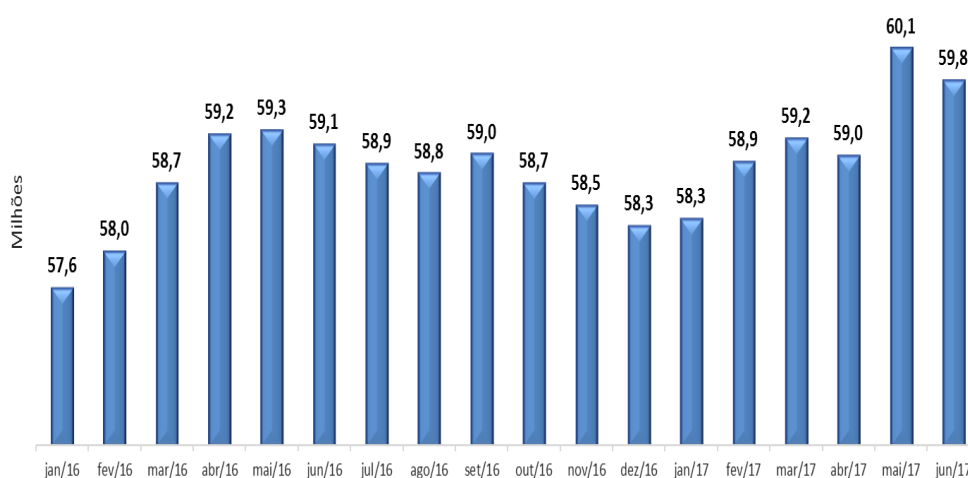
intuito de gerar empregos e renda, posteriormente o capital é investido na geração de bens e serviços, ofertando estes produtos através de crédito ao consumidor (BERNARDES; REIS; HORITA, 2009).

A crescente aceitabilidade do crédito nas economias mundiais estimulou o desenvolvimento econômico, facilitando a vida da população. A estabilidade econômica levou as instituições a adotarem métodos de concessão de crédito com prazos mais extensos, possibilitando a entrada de classes menos favorecidas no mercado consumidor, e ampliando a PD (KUNKEL; VIEIRA; POTRICH, 2015).

Com a globalização, as empresas tornaram-se cada vez mais competitivas, utilizando métodos atrativos para aumentar a carteira de clientes e reduzir o nível de restrição na aceitação de novos consumidores. Entretanto, concomitante a isso, aumentou o número de inadimplentes, proporcionando insegurança e instabilidade às instituições (CAMARGOS et al., 2010).

O número de endividamentos e o índice de inadimplência cresce a cada dia. Ao notar os impactos causados por estes fatores, as instituições adotaram métodos preventivos. De acordo com o SPC (2017a), o total de inadimplentes em junho de 2017 representou 39,6% da população total brasileira com idade entre 18 a 95 anos. Através da análise contida no Gráfico 4, nota-se o aumento significativo do número de inadimplentes, no Brasil. Em junho de 2017 o total de negativados no país correspondeu a aproximadamente 59,8 milhões de pessoas físicas, um acréscimo de 2.136.797 milhões quando comparado com janeiro de 2016.

Gráfico 4 – Número de pessoas físicas negativadas no Brasil.



Fonte: Elaborado pela autora, adaptado do Serviço de Proteção ao Crédito (SPC).

A inadimplência possui forte relação com o cenário econômico mundial, afetando positivamente ou não a saúde financeira de uma empresa. A má gestão corporativa é a principal causa de insolvência nas instituições, a aplicação de técnicas e modelos de previsão de insolvência é essencial para o funcionamento de uma instituição, auxiliando no gerenciamento e no controle dos riscos existentes, pode não dar certeza absoluta sobre os resultados, mas minimiza a incerteza, resultando em menores perdas e maior rentabilidade (SOUZA; BRUNI, 2008).

Com o aumento expressivo da inadimplência em diversos setores, as empresas estão buscando aprimorar as análises realizadas para a aceitação de novos clientes, utilizando técnicas para gerenciamento de riscos, através de informações cadastrais, a fim de auxiliar na tomada de decisões da empresa, mitigando os riscos existentes (MARIANI, 2008).

2.3 GESTÃO DE RISCO

Embora não possa impedir o acontecimento de determinados eventos, os atuários são experientes em mensuração e gerenciamento de riscos, possibilitando a atenuação dos problemas e redução de incertezas, com base em seu conhecimento (IAA, 2009).

O termo “risco” traz uma breve recordação sobre todas as fontes de incerteza que giram em torno das instituições. Logo, um sistema de gestão deve ser uma ferramenta capaz de identificar fontes de perigos, desde o comportamento humano e relações comerciais, até circunstâncias políticas e fenômenos da natureza. Para realizar o controle de gestão é necessário listar todos os itens que representam ameaças para a empresa e que necessitam ser vistoriados (SOARES, 2013).

A gestão de risco é uma ferramenta que deve ser utilizada para análise de fatores que ainda não ocorreram, como também para o entendimento e preparação da repetição de algo que já aconteceu anteriormente (IAA, 2009).

A instabilidade econômica foi capaz de demonstrar que é preciso unir os modelos de risco à gestão adequada. As premissas de modelagem e os resultados obtidos devem passar transparência e ser compreendidos para que haja resultados (IAA, 2009). O gerenciamento eficiente não garantirá apenas redução de perdas, mas também o aumento da rentabilidade na instituição. Para que isto ocorra, é necessário que o gestor identifique, mensure e decida como o problema deverá ser tratado (SEABRA, 2013).

Um método utilizado em diversas instituições como forma de mensurar os riscos antes da aceitação de um novo cliente, ou na concessão de crédito, consiste em verificar as informações cadastrais dos clientes antes da aprovação, além de nunca assumir riscos com indivíduos que tenham demonstrado inidoneidade financeira. A execução de fatores como estes auxiliará na mitigação da inadimplência, e manterá a solvência, solidez e rentabilidade da empresa, promovendo o equilíbrio entre os riscos assumidos na operação (ECKERT et al., 2013).

De acordo com GARCÍA e GARCÍA (2010), algumas empresas que trabalham com pagamentos a prazo e com concessões de crédito utilizam alguns fatores de julgamento para avaliação do risco, nomeados os C's do crédito, transcritos a seguir:

- a) Capacidade: Avalia a capacidade e experiência do indivíduo em investimentos;
- b) Capital: Procura analisar a situação financeira em que o cliente se encontra, de modo a analisar a capacidade na realização do pagamento;
- c) Colateral: Representa a observação de todos os elementos disponíveis do indivíduo, sendo considerado como uma segunda fonte de pagamento caso o solicitante não cumpra suas obrigações;
- d) Caráter: Capacidade de honrar os compromissos, realizada através de referências comerciais e verificação de ações judiciais;
- e) Condições: Fatores de origem externa que podem influenciar a inadimplência;
- f) Conglomerado: Para Figueira (2001) este fator representa o conjunto de empresas ou pessoas físicas interligadas e coligadas, que podem ser afetadas com esta relação.

Na avaliação dos riscos, os clientes são classificados em categorias que auxiliam a tomada de decisões, para isto são utilizados os modelos de *Credit Scoring* (GOUVÊA; GONÇALVES; MANTOVANI, 2013). Cabe salientar que alguns riscos podem ser considerados fora de controle, porém existem outros que podem ser gerenciados, por isto métodos de controles e gerenciamento devem ser considerados ferramentas essenciais para o funcionamento da empresa, não devem ser vistos apenas como uma exigência regulamentar (IAA, 2009).

2.4 CREDIT SCORING

Como mencionado anteriormente, *Credit Scoring* são modelos que atribuem pontuações de crédito ao cliente, possuem o objetivo de estimar o risco de inadimplência, mediante aplicação de métodos matemáticos e estatísticos. Estes modelos possuem o intuito de avaliar a credibilidade do indivíduo, identificando elementos que influenciem na inadimplência, ou adimplência, dos clientes, classificando-os em grupos para a melhor avaliação da empresa na escolha de aceitar ou rejeitar o crédito solicitado (ARAÚJO; CARMONA; AMORIM NETO 2007).

Os modelos de escoragem de crédito surgiram durante a Segunda Guerra Mundial quando um executivo americano sentiu a necessidade de criar ferramentas que pudessem ser utilizadas por analistas jovens e inexperientes, já que os experientes estavam em batalha. Nos primeiros anos houve dificuldade na aceitação do mercado de crédito, mas após provar que a técnica possuía assertividade, foi aplicada em outras instituições e passaram a ser fundamental nos processos de análise (VASCONCELLOS, 2004).

A técnica de gerenciamento só começou a ser aplicada no Brasil em meados de 1990, quando foi reconhecida a importância da utilização de modelos ajustados. O avanço da tecnologia proporcionou o desenvolvimento do método na análise de dados e na redução dos riscos na oferta de crédito para clientes duvidosos (GOUVÊA; GONÇALVES; MANTOVANI, 2013).

Segundo Gouvêa, Gonçalves e Mantovani (2013) existem sete passos fundamentais que auxiliam na elaboração de um modelo de *Credit Scoring*, são eles:

- a) Levantamento de uma base histórica de clientes: Supõe-se que os clientes possuem padrões equiparados de comportamento ao longo do tempo, logo, são recolhidas informações históricas para a avaliação;
- b) Classificação dos clientes de acordo com o padrão comportamental: Através da análise dos dados históricos os clientes são categorizados, considerando-se apenas os clientes bons e maus para o modelo;
- c) Seleção de amostra representativa da base de dados: É importante que os dados possuam uma quantidade de clientes bons e maus com o mesmo tamanho;
- d) Análise descritiva e preparação dos dados: Consiste na descrição e resumo das variáveis utilizadas no modelo;

- e) Escolha e aplicação das técnicas utilizadas na construção do modelo: Tais como, a Análise Discriminante, Árvore de Decisão, Redes Neurais, entre outros já mencionados.
- f) Definição dos critérios de comparação dos modelos: Frequentemente é utilizada a estatística de Kolmogorov-Smirnov;
- g) Implantação do modelo: Após a aplicação do modelo a empresa analisará os resultados com o intuito de utilizá-lo junto às demais áreas envolvidas.

Para disponibilização de crédito e melhor gerenciamento financeiro, as empresas precisam conhecer o risco de cada cliente. Modelos de pontuações como o *Credit Scoring*, *Aplicattion Score*, *Behavior Score*, *Risk Score* e *Colletion Score*, permite reduzir a inadimplência e gerenciar a carteira de inadimplentes (SOUZA, 2000).

Oliveira (2016) menciona que o *Credit* e o *Aplicattion Scores* são termos utilizados em modelos de concessão de crédito para novos associados, tendo como variáveis as informações preenchidas na ficha cadastral. Ainda, se refere ao *Risk Score* como uma técnica utilizada em contratos com riscos considerados baixos, que não oferecem insegurança para a empresa.

Já o *Behavior Score* avalia o cliente por meio de dados históricos transacionais, como o histórico de compras e pagamentos realizados no prazo determinado. O modelo de comportamento é utilizado para decisões de oferta de crédito, aumento ou diminuição, cobrança preventiva, entre outras estratégias (AMORIM NETO; CARMONA, 2004).

Os modelos anteriores têm o objetivo de analisar os riscos de um cliente não cumprir com suas obrigações, estimando a PD. Por outro lado, o *Collection Score* possui como público-alvo os clientes que já estão inadimplentes, analisando o perfil destes consumidores, de modo a identificar a probabilidade de pagamento (SOUZA, 2000).

As técnicas mencionadas necessitam de indicadores estatísticos para a estruturação, tendo em vista que os modelos nunca serão totalmente precisos. Cabe salientar que a assertividade do modelo dependerá do grau de conhecimento do usuário. Um modelo projetado corretamente poderá ser levado em consideração para o julgamento de solicitação de crédito, dado que, erros em sua construção acarretará em pontuações imprecisas, gerando riscos à instituição (FDIC, 2007).

Para a construção de um modelo de *Credit Scoring* é necessário identificar o projeto e os objetivos esperados, além de determinar o mercado, público e a operação

que deverá ser analisada (OLIVEIRA, 2016). Neste trabalho teremos como objetivo desenvolver um modelo de escore em uma carteira de clientes que cuida da saúde bucal e por este motivo solicitam a adesão de planos odontológicos.

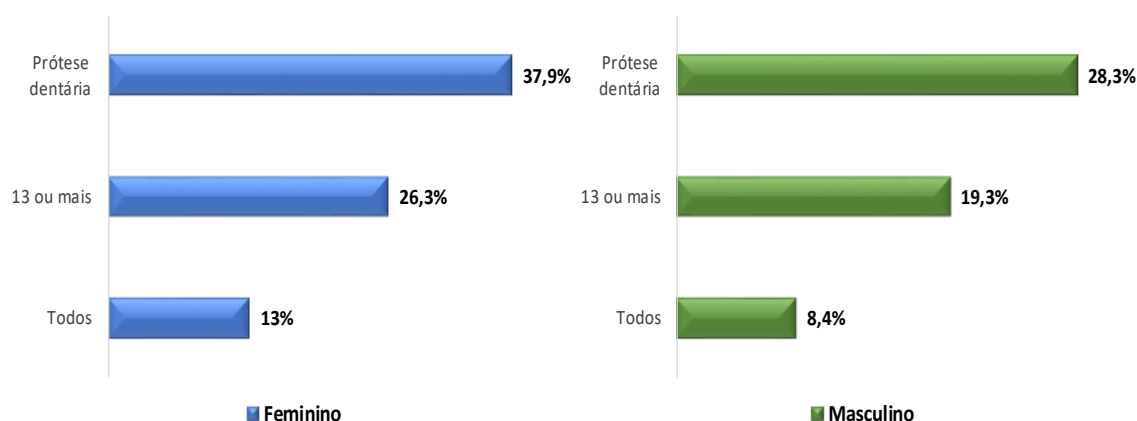
2.5 SAÚDE BUCAL

A saúde bucal é um fator de grande interferência na qualidade de vida da população. A boca é responsável pela realização de inúmeras atividades desenvolvidas no dia a dia, como sorrir, mastigar, comunicar-se e nutrir o corpo. Métodos deficientes de limpeza na cavidade bucal podem propiciar modificações no sistema estomatognático e a ausência de elementos dentários, sendo um fator prejudicial para o relacionamento interpessoal, ademais é um aspecto desencadeador de dores, distúrbios psicológicos, estéticos e emocionais que interferem diretamente na vida das pessoas (GUERRA et al., 2014).

Para evitar o desencadeamento de doenças causadas por péssimos hábitos é necessário que as medidas de prevenção sejam tomadas desde os primeiros anos de vida, adotando hábitos saudáveis que irão contribuir para a manutenção da saúde bucal. Ultimamente os indivíduos dirigem-se aos consultórios odontológicos tardiamente, quando já possuem algum problema, dificultando o tratamento pela repetição de péssimos costumes implantados diariamente (SILVA; SOUZA; TURA, 2006).

De acordo Nico e outros (2015) os resultados da Pesquisa Nacional de Saúde (PNS) divulgaram que aproximadamente 23% dos brasileiros perderam 13 ou mais dentes, 33,3% utilizam próteses dentárias como método de substituição da dentição. Tendo em vista que 11% da população total, valor equivalente a 16.087 milhões de pessoas, com faixa etária a partir de 18 anos não possui mais nenhum dente.

Analisando os índices presentes no Gráfico 5, percebe-se que os problemas odontológicos estão mais frequentes nas mulheres, quando comparadas com os indivíduos do sexo oposto. No índice “Prótese dentária” é possível notar uma diferença de 9,6% a mais de mulheres que aderiram ao método, com relação aos homens. Observa-se também que as mulheres se sobressaem nas categorias “13 ou mais dentes perdidos” e “Todos os dentes perdidos”, apresentando um acréscimo de 7% e 4,6% respectivamente, quando comparado com o sexo masculino nas mesmas categorias.

Gráfico 5 – Comparativo de perda dos dentes entre sexos.

Fonte: Departamento de Informática do Sistema Único de Saúde do Brasil (DATASUS).

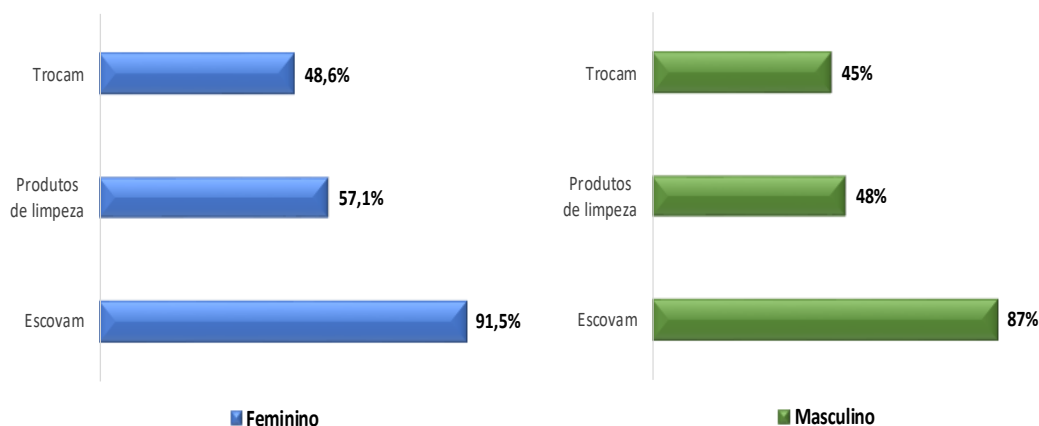
A perda dentária além de ser reconhecida como um grave problema de saúde, possui grande influência na qualidade de vida, afetando não apenas os hábitos alimentares, como também a vida social dos indivíduos. Seus impactos causam dificuldades na mastigação dos alimentos, na fonação, prejuízos para a nutrição corporal, além de ser um redutor de autoestima (NICO et al., 2015).

Estudos realizados através de levantamentos epidemiológicos demonstram o estado de calamidade presente na saúde bucal da população brasileira. Até hoje a eficácia e eficiência de tratamentos de saúde ainda depende muito do grau de instrução e da qualidade de vida de quem necessita, afinal ainda há desigualdade social e por este motivo indivíduos com péssimas condições de vida apresentam piores indicadores de saúde e menor acesso à prevenção e tratamento de morbidades. A exclusão social possui efeitos devastadores sobre a saúde bucal, causando dores, infecções, além de sofrimentos físicos e psicológicos ao indivíduo afetado sensibilizando, desta forma, os níveis globais de saúde da população (FISCHER, 2008).

O Gráfico 6 apresenta importantes indicadores, que quando praticados incorretamente podem ocasionar a perda dos dentes e acarretar em outros problemas de saúde. Apesar do alto índice de frequência de escovação das mulheres e homens, sendo 91,5% e 87% respectivamente, pode-se notar a catástrofe dos cuidados com a saúde bucal. As pesquisas indicaram que 42,9% das mulheres não utilizam alguns produtos fundamentais para a limpeza dos dentes, como o uso de escova, creme e fio dental. O mesmo acontece para o sexo oposto, só que em um nível ainda mais alarmante, 52% dos homens alegaram não utilizar alguns desses produtos de higiene pessoal. Outro aspecto surpreendente é com relação a troca das escovas, em que mais da metade dos

entrevistados afirmaram que continuam utilizando a mesma escova após três meses de uso.

Gráfico 6 – Comparativo dos métodos utilizados para a higiene bucal entre sexos.



Fonte: Departamento de Informática do Sistema Único de Saúde do Brasil (DATASUS).

Dados coletados no estudo comprovaram que os homens, os idosos, os negros e pardos, pessoas sem instrução, residentes da área rural e na região do Nordeste apresentam péssimos indicadores de saúde bucal. Indivíduos com essa classificação alegaram possuir dificuldades na alimentação devido a problemas nos dentes ou na dentadura. Houve também uma associação positiva entre a população feminina, jovens, com melhor nível de escolaridade no indicador de frequência de escovação dentária (NICO et al., 2015).

Segundo Nico e outros (2015), as repetições de práticas inadequadas auxiliam na contração de doenças na cavidade bucal e extra bucal. Por este motivo, manter a boca saudável deve ser considerado tão importante quanto as demais práticas de bem-estar. Medidas de prevenção devem ser desenvolvidas, como forma de reversão deste cenário atual brasileiro. A adoção de comportamentos saudáveis como o uso da escova, creme e fio dental, controle na ingestão de açúcares, no uso do tabaco e do álcool reduzirá o acúmulo de placas bacterianas e biofilme dental. Consequentemente, diminuirá as doenças bucais, desde a cárie e a doença periodontal que são as principais causas de perdas dentárias, até tumores e infecções cardíacas, tendo em vista que consultas preventivas ao dentista possui demasiada importância para obtenção de excelentes resultados.

2.5 PLANOS ODONTOLÓGICOS

Há aproximadamente duas décadas, o Brasil vivenciou um processo de estabilidade econômica que proporcionou grandes benefícios à população. Esta melhora refletiu em aumentos salariais, expansões de créditos, juros mais baixos, possibilitando a entrada aproximadamente 40 milhões de brasileiros na classe média. Isto representou positivo desenvolvimento na evolução social e ampliou fortemente o mercado consumidor em diversos setores, viabilizando a compra de bens de consumo e a adesão de serviços industriais, de assistência à saúde, entre outros (PWC, 2014).

O mercado de assistência à saúde vem crescendo gradativamente no Brasil. Apesar da gratuidade e da fácil acessibilidade o processo é bastante ineficiente. Com a crescente melhoria na qualidade de vida, as pessoas passaram a optar pela adesão de planos privados de saúde, que supriram enormes lacunas deixadas pela má prestação de serviços e incapacidade de financiamento do setor público, oferecendo serviços de melhor qualidade (PWC, 2014).

O mercado de planos odontológicos vem crescendo paralelamente com os demais planos de saúde, fatores como a ineficiência do sistema público de saúde e o baixo gasto das famílias com serviços odontológicos auxiliaram na expansão deste mercado (VIEIRA; COSTA, 2008).

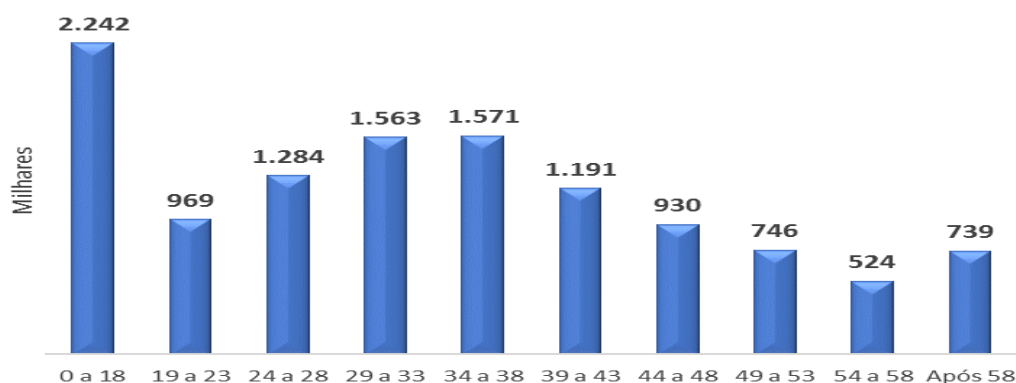
Segundo Sokulski e Kudlawicz (2015) as operadoras de planos exclusivamente odontológicos são classificadas nas seguintes modalidades:

- a) Administradora de benefícios: Empresa responsável pela administração dos planos de saúde de outras operadoras, não sendo responsável pela prestação de serviço;
- b) Autogestão: Empresa que opera planos de assistência médica e odontológica para sócios, empregados e familiares;
- c) Cooperativa médica: Sociedade que opera planos de saúde, mas sem fins lucrativos;
- d) Cooperativa odontológica: Entidade que opera planos exclusivamente odontológicos, mas sem fins lucrativos;
- e) Filantropia: Entidades sem fins lucrativos, que tenham obtido certificação de entidade beneficente de assistência social;
- f) Medicina de grupo: Opera planos de assistência à saúde, com fins lucrativos;

- g) Odontologia de grupo: Opera convênios odontológicos, com fins lucrativos;
- h) Seguradora especializada em saúde: De acordo com o Banco do Nordeste (FREIRE, 2009) constituem empresas que comercializam seguros saúde, com fins lucrativos.

As empresas odontológicas com a modalidade “odontologia de grupo” constituem a categoria foco deste trabalho. Em julho de 2017 esta modalidade possuía aproximadamente 12 milhões de beneficiários. No Gráfico 7 nota-se que grande parte do quadro atual de beneficiários é composto por jovens com a faixa etária entre 0 e 18 anos, estes indivíduos correspondem a 19% da população adepta a convênios odontológicos.

Gráfico 7 – Número de beneficiários na modalidade odontologia de grupo.



Fonte: Elaborado pela autora, adaptado de agência Nacional de Saúde Suplementar (ANS).

Com relação aos pagamentos, os planos podem ser pré-pagos ou pós-pagos. No pré-pagamento, as operadoras recebem as mensalidades com valores pré-determinados, independente dos tratamentos realizados. Já nos planos pós-pagos o serviço é prestado antes do pagamento, neste caso a operadora assume alto risco de inadimplência, pois o beneficiário já usufruiu dos serviços (SOKULSKI; KUDLAWICZ, 2015).

Os riscos presentes nos planos coletivos são bem menores que nos planos individuais, já que a contratação de grandes quantidades de pessoas dilui os riscos existentes de não pagamento, ou no acontecimento de um grande sinistro. Já na contratação de planos individuais a divisão de riscos é bem menor (COVRE; ALVES, 2003).

A inadimplência dos planos individuais no Brasil é de aproximadamente 32%, enquanto que a inadimplência dos planos coletivos é quase nula. Inúmeras pessoas aderem a planos individuais por ser um método para financiar seus tratamentos

odontológicos. Após o término do prazo de carência e a realização dos tratamentos os indivíduos abandonam os planos, voltando a buscá-lo apenas quando há necessidade. Por este motivo, as operadoras de convênios odontológicos enfrentam alto índice de inadimplência (COVRE; ALVES, 2003).

Segundo Alves (2011), a literatura voltada para saúde no Brasil quase nunca aborda temas que demonstrem os riscos existentes e suas influencias em uma OPS. Fatores como o índice de variação das despesas médicas, integração de novos equipamentos com elevação acentuada nos preços, além do envelhecimento e inadimplência da população, tendem a prejudicar ainda mais a solvência das operadoras.

As decisões estratégicas das operadoras de saúde são baseadas em aspectos que colocam em risco a continuidade das operações da empresa, tornando necessária a adoção de medidas preventivas. A incorporação de processos de gestão de risco em operadoras de convênios médicos e odontológicos torna-se necessária a cada dia. Logo, a aplicação do modelo de *credit scoring* será fundamental na avaliação e controle dos riscos existentes na operadora.

3 METODOLOGIA

Para o desenvolvimento de um modelo de *credit scoring* foi realizada uma pesquisa com caráter descritivo, com o intuito de examinar as características presentes em uma carteira de convênios odontológicos. Esta análise foi realizada através de avaliações das variáveis cadastrais, tais como: faixa etária, sexo, nível de escolaridade, renda, entre outras (GIL, 1991).

Neste estudo também foi utilizado uma abordagem quantitativa. De acordo com Dalfovo, Lana e Silveira (2008) a pesquisa quantitativa é classificada pela quantificação dos dados. A coleta e o tratamento das informações obtidas são executados através de técnicas estatísticas que colaboram na interpretação dos resultados, possibilitando maior margem de segurança.

Para a construção do modelo de aceitação de novos clientes foi empregada a técnica estatística de Regressão Logística Binária, método bastante utilizado em elaborações de modelos de pontuação de crédito (ARAÚJO; CARMONA; AMORIN NETO, 2007).

O modelo de *credit scoring* apresentado neste estudo será aplicado em uma base de dados fornecida por uma operadora de convênios odontológicos, que seguirá em anonimato, por questões relacionadas a privacidade e proteção da imagem da instituição. O trabalho será desenvolvido com o auxílio do software livre e gratuito *R-Project*, versão 3.4.1.

3.1 REGRESSÃO LOGÍSTICA BINÁRIA

A Regressão Logística (ou Logit) surgiu em meados de 1845, o estudo foi desenvolvido com o objetivo de analisar o crescimento demográfico. Na década de 30 o método passou a ser utilizado em áreas da biologia e posteriormente nos setores econômicos e sociais (GOUVÊA; GONÇALVES; MANTOVANI, 2013).

A técnica de Regressão Logística Binária só foi desenvolvida em 1960, quando surgiu a necessidade de analisar a relação entre variáveis explanatórias e a variável resposta dicotômica (OLIVEIRA, 2016). O primeiro estudo acadêmico envolvendo o

modelo *credit scoring* ocorreu em 1980, após esta publicação a técnica estatística passou a ser uma das mais utilizadas (SEMEDO, 2009).

Para a aplicação desta técnica é essencial que a variável dependente seja dicotômica, assumindo apenas dois valores, 0 para indicar a não ocorrência de um evento e 1 para indicar a presença de um atributo. Já as variáveis independentes quando apresentadas de forma qualitativa ou quantitativa, podem ser dicotomizadas através do uso de variáveis *dummy* (GOUVÊA; GONÇALVES; MANTOVANI, 2013).

Segundo Medina e Selva (2013) no modelo Logit a probabilidade de sucesso é expressa por:

$$P(X) = \frac{1}{1 + e^{-(\alpha + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_n x_n)}}$$

Onde:

α e β representam os parâmetros desconhecidos que serão estimados;

x_1 à x_n simbolizam as variáveis independentes;

$P(X)$ representa a variável dependente, assumindo valores em um intervalo de 0 a 1 (SEMEDO, 2009).

Ao estimar os parâmetros, pode-se aplicar a expressão acima para obter a probabilidade de um indivíduo pertencer ou não a determinado grupo estabelecido. Esta classificação será realizada a partir da análise de variáveis independentes que irá demonstrar o comportamento de cada cliente (MEDINA; SELVA, 2013).

3.2 RISCO RELATIVO (RR)

O Risco Relativo, também conhecido como razão de riscos, é uma técnica de associação que mede a relação de variáveis binárias e variáveis de exposição, além de demonstrar a razão de chances de ocorrência de um cliente ser bom em relação a um cliente mau (PAPALÉO, 2009).

O cálculo do RR é realizado através dos percentuais relacionados a ocorrência do evento da variável dependente, que é denominado “bom cliente” quando assume valor 1, e “mau cliente” quando assume valor igual a 0 (OLIVEIRA, 2016). Para Alves (2008) o RR é analisado para cada variável, como medida de associação para analisar o risco de inadimplência., como é demonstrado na Tabela 1.

Tabela 1 - Exemplo do cálculo do risco relativo.

Variável	Bons	Maus	Bons	Maus	RR
Categoria 1	b_1	m_1	b_1/b	m_1/m	$(b_1/b)/(m_1/m)$
Categoria 2	b_2	m_2	b_2/b	m_2/m	$(b_2/b)/(m_2/m)$
.
.
.
Categoria n	b_n	m_n	b_n/b	m_n/m	$(b_n/b)/(m_n/m)$
Total	b	m	1	1	1

Fonte: Adaptado de Alves (2008).

Onde:

b_n : Representa o número de clientes bons até o n-ésimo termo;

m_n : Simboliza o número de clientes maus até o n-ésimo termo;

b : Total de clientes bons;

m : Total de clientes maus.

O RR é uma medida que colabora na identificação de categorias que auxiliam na discriminação de bons e dos maus clientes (ALVES, 2008). Na Tabela 2 pode-se observar como os riscos calculados são classificados. Quando o valor obtido é próximo de zero maior será a probabilidade de inadimplência, entretanto, quando este valor se aproxima ou é superior a dois, menor será a probabilidade de não pagamento e maior será o poder de discriminação de bons clientes.

Tabela 2 – Exemplo de classes de risco relativo para agrupamento.

Valores obtidos RR	Avaliação
Menor ou igual a 0,5	Péssimo
0,5 a 0,67	Muito mau
0,67 a 0,9	Mau
0,9 a 1,1	Neutro
1,1 a 1,5	Bom
1,5 a 2,0	Muito bom
Maior que 2,0	Excelente

Fonte: Adaptado de Selau e Ribeiro (2009).

3.3 TESTE DE HOSMER LEMESHOW

Na avaliação da qualidade de um modelo estatístico, o primeiro item a ser verificado é a significância das variáveis independentes, que é realizada por meio de um teste Qui-Quadrado, sob a hipótese nula de possuir todos os coeficientes iguais a zero (BRITO; ASSAF NETO, 2008).

A avaliação de ajuste do modelo logístico será realizada por meio do teste de Hosmer-Lemeshow, onde, através da aplicação de um teste de Qui-Quadrado os dados serão associados as probabilidades estimadas, comparando as frequências esperadas e as observadas (REIS et al., 2010). Para o bom ajuste do modelo neste teste, é necessário que ao nível de significância de 5% seja aceita a hipótese nula de que não há diferenças significativas entre os valores comparados, isto é, para que o modelo seja considerado adequado é necessário apresentar p-valor superior a 0,05 (BRITO; ASSAF NETO, 2008).

3.4 CURVA *RECEIVER OPERATING CHARACTERISTIC* (ROC)

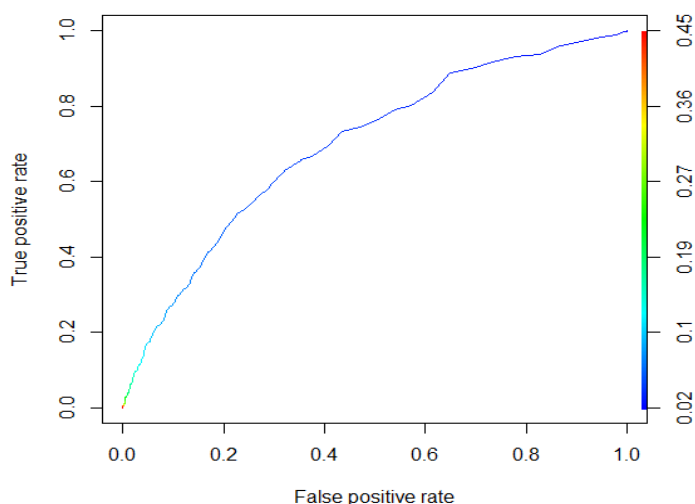
A curva *Receiver Operating Characteristic* (ROC) é um método gráfico para avaliação e predição, usualmente utilizado na validação de modelos de crédito e baseia-se em conceitos de sensibilidade e especificidade. A sensibilidade corresponde a proporção de acertos relacionados a previsão da ocorrência de um determinado evento. Já a especificidade é a proporção de acertos associados à não ocorrência de um evento, podem ser determinadas através de uma matriz de contingência (BRITO; ASSAF NETO, 2008).

A análise gráfica da curva ROC permite maior visualização e avaliação do problema. O gráfico baseia-se na probabilidade de detecção de verdadeiros positivos ou de falsos alarmes (PRATI; BATISTA; MONARD, 2008). A curvatura é plotada a partir da união de pontos formados pelas taxas de sensibilidade e (1-especificidade), sendo que a capacidade de discriminação do modelo será avaliada através da área observada abaixo da curva (ALVES, 2008).

A curva ROC, ilustrada na Figura 1 demonstra em seu eixo horizontal a proporção de bons clientes, mas que foram categorizados como inadimplentes, e no eixo vertical maus clientes que foram categorizados como maus pagadores. Segundo Diniz e Louzada (2013) a curva deverá ser interpretada de forma que quanto maior for a área

sob a curva e quanto mais apresentar-se distante da diagonal principal, melhor será a classificação do teste conforme seu desempenho.

Figura 1 – Exemplo da curva ROC.



Fonte: Elaborado pela autora com a auxílio do R-Project.

A área abaixo da curva ROC é denominada AUC (*Area Under Curve*), possui um indicador de desempenho que varia em um intervalo de 0 a 1. Medidas de avaliação como esta são utilizadas com o intuito de medir a discriminação do modelo (PRATI; BATISTA; MONARD, 2008). A Tabela 3 apresenta a classificação do poder discriminatório, de acordo com o valor delimitado. Ao observá-la, pode-se notar que o modelo só poderá ser classificado como aceitável se possuir AUC superior a 0,7, valores inferiores a este serão considerados de baixo poder discriminatório, logo, o modelo não possuirá bom caráter preditivo.

Tabela 3 – Avaliação do resultado da área sob a curva ROC

Área abaixo da curva ROC	Discriminação
Menor que 0,7	Baixa
0,7 a 0,8	Aceitável
0,8 a 0,9	Excelente
Maior que 0,9	Excepcional

Fonte: Adaptado de Alves (2008).

3.5 TESTE KOMOLGOROV – SMIRNOV (KS)

A estatística de *Kolmogorov-Smirnov* (KS) é frequentemente utilizada na análise de desempenhos de modelos de *credit score*. O KS é obtido através da distância máxima entre a frequência relativa acumulada de maus clientes e a frequência relativa acumulada de bons clientes (ALVES, 2008).

De acordo com Diniz e Louzada (2013) o valor do KS poderá variar de 0% a 100%, o valor máximo indicará uma separação total dos escores dos clientes adimplentes e inadimplentes e o valor mínimo uma sobreposição das distribuições dos escores de ambos grupos. Atualmente no mercado existem duas formas de aplicação do KS, denominadas:

- a) O KS1 consiste em analisar se o perfil de novos clientes possui alguma semelhança com o perfil dos clientes da base do desenvolvimento do modelo, a análise é realizada através de uma comparação das distribuições acumuladas destes grupos. Quanto menor o valor, mais semelhante serão os perfis.
- b) Já o KS2 mede a distância das distribuições de frequência acumulada dos bons clientes em relação aos ruins.

Na Tabela 4 são expostos alguns níveis de discriminação correspondente aos valores de KS, atualmente adotados por algumas instituições que utilizam os modelos de *Credit Scoring*. De acordo com este indicador o modelo possuirá discriminação aceitável quando o valor do KS for igual ou superior a 25%.

Tabela 4 – Regras de avaliação de qualidade KS.

Valor de KS	Nível de Discriminação
Menor que 25%	Baixo
25% a 35%	Aceitável
35% a 45%	Bom
Maior que 45%	Excelente

Fonte: Adaptado de Alves (2008).

Para Alves (2008) modelos de *Credit Scoring* com KS superior a 50% não são muito comuns na análise de concessão de créditos para novos clientes. O poder discriminatório deste indicador é maior quando são utilizados em variáveis de comportamento interno, isto é, na avaliação de clientes que já pertencem a instituição.

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

4.1 AMOSTRA E DESCRIÇÃO DOS DADOS

As informações utilizadas para a geração do modelo de *Credit Scoring* foram coletadas através de uma amostra de dados de uma população já pertencente à carteira de serviços de convênios odontológicos, disponibilizados por uma operadora de saúde. Para o modelo de Regressão Logística Binária foi utilizado o software estatístico livre e gratuito *R-Project*, versão 3.4.1.

A base de dados obtida é constituída por variáveis cadastrais dos clientes da instituição, além de informações históricas transacionais, demonstrando aspectos comportamentais com base em hábitos de pagamentos anteriores. A amostra contém 50 variáveis e informações de 606 tratamentos odontológicos realizados, com contratação inicial nos períodos de março de 2010 a outubro de 2016, no estado de São Paulo. As variáveis coletadas para análise de aceitação de novos clientes e suas respectivas características estão expostas no APÊNDICE A.

Além das informações mencionadas, a instituição também forneceu o valor correspondente ao mau cliente R\$ -103,50 e ao bom cliente R\$ 92,50, de modo a avaliar a rentabilidade auferida pelo grupo de clientes presente em cada faixa de escore.

Segundo Souza (2011) identificar o perfil de rentabilidade dos clientes que proporcionam lucros e despesas à empresa, servirá como um auxílio para ações na retenção de bons clientes e também como uma ferramenta capaz de obter retorno a partir do capital investido aos maus pagadores, refletindo positivamente nas finanças da empresa.

4.2 ANÁLISE DOS DADOS

A partir das variáveis disponibilizadas pela instituição, apresentadas no APÊNDICE A, procurou-se saber quais variáveis podem ser consideradas fatores que identifiquem a inadimplência de um cliente em uma carteira de convênios odontológicos. Foi realizada a busca por variáveis explicativas para a geração do modelo. Inicialmente, a análise do Risco Relativo (RR) foi utilizada no auxílio da criação de variáveis *dummies*. De acordo com Wagner e Callegari-Jacques (1998) o RR possui o objetivo de estimar o nível de associação entre as variáveis que representam

fatores de risco e a variável que representa o desfecho, sendo definido como a razão de chances entre o risco de ocorrência de determinado evento nos indivíduos expostos e o risco de ocorrência do mesmo evento nos indivíduos não expostos. O Quadro 1 apresenta as variáveis preditoras que serão utilizadas na modelagem dos dados.

Quadro 1 – Variáveis explicativas aproveitadas.

Variável	Ação	Categorias	Nº <i>Dummies</i>
Idade	Categorizada	3	2
Sexo	-	2	1
Estado Civil	-	4	3
Cidade_Residencia	-	3	2
Dependentes	-	2	1
Contrato_Imediato	-	2	1
Outros_Tratamentos	-	3	2
Primeira_Consulta	Categorizada	4	2
Atraso_Pagamento	Categorizada	2	1
Tipo_Pagamento	-	2	1

Fonte: Elaborado pela autora.

Com base na análise do Risco Relativo calculado através das 10 variáveis mencionadas anteriormente, cujo resultado encontra-se exposto no APÊNDICE B, foram criadas 16 variáveis fictícias, que foram submetidas à análise da correlação de Spearman, de modo a averiguar presença de correlação existente, ou não, entre as variáveis independentes.

Através da Matriz de Correlação de Spearman, apresentada no APÊNDICE C, foi possível observar correlação negativa de -0,89 entre duas variáveis *dummies* criadas (Modalidade_Pagamento_1 (Boleto) e Cidade_Residencia_1 (Itupeva)), apesar da forte correlação apresentada não foi possível afirmar a existência de uma relação de causa e efeito entre as variáveis, afinal, o fato de um cidadão morar em determinada região não possui explicação lógica para realizar seus pagamentos através de uma modalidade específica. Desta forma, pode-se afirmar que todas as variáveis criadas são aceitáveis para a aplicação do modelo.

Para geração da equação abaixo foi aplicado o teste Qui-quadrado, com o objetivo de analisar a significância presente entre as variáveis, em seguida foram selecionadas as *dummies* que satisfizeram o critério deste teste, incluindo apenas as variáveis que apresentaram p-valor inferior a 0,1, como demonstrado na Tabela 5.

Tabela 5 – Equação gerada.

	B	P-valor
(Intercept)	-17,43358	
Estado_Civil_1 (Casado)	0,16574	0,000
Estado_Civil_2 (Solteiro)	0,23062	0,000
Estado_Civil_3 (Viuvo)	1,73249	0,042
Dependentes	0,39255	0,012
Cidade_Residencia_1 (Itupeva)	0,1156	0,000
Outros_Tratamentos_3	0,23481	0,083
Primeira_Consulta_3 (2014 a 2015)	-0,06789	0,001
Primeira_Consulta_4 (2016)	2,10709	0,000
Atraso_Pagamento_1 (0 a 30 dias)	19,35161	0,000
Modalidade_Pagamento_1 (Boleto)	-2,69602	0,000

Fonte: Elaborado pela autora com a auxílio do *R-Project*.

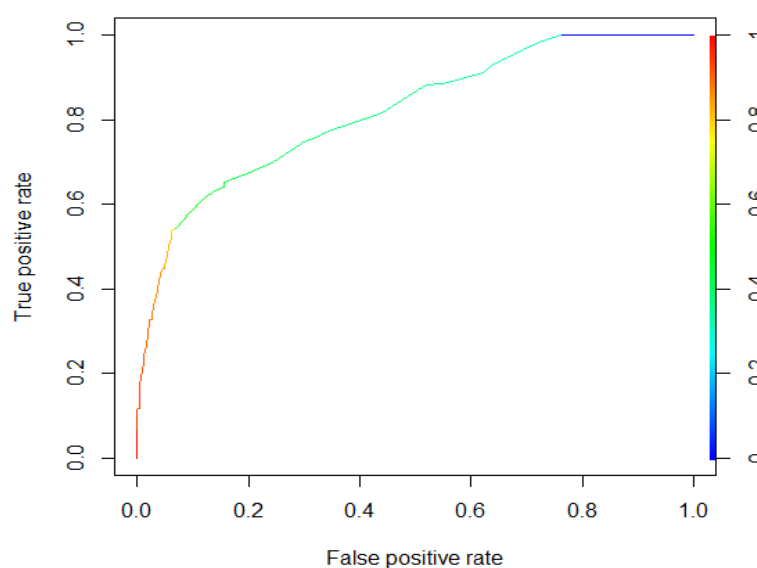
Para avaliar a capacidade preditiva do modelo logístico, observa-se na Tabela 6, a taxa de classificação dos casos reais e previstos. Com um ponto de corte utilizado de 0,5, definindo probabilidades iguais para ambos os grupos, nota-se que 74,26% dos clientes foram classificados de maneira correta. O percentual de acertos com relação aos clientes inadimplentes correspondeu a 53,72%, enquanto que a taxa de acertos de predição para clientes maus foi de 93,87%, demonstrando o alto caráter preditivo na identificação de clientes inadimplentes.

Tabela 6 – Classificação do teste de previsão da variável dependente.

Observado		Previsto		
		Inadimplência		Porcentagem de acertos
		MAU	BOM	
Inadimplência	MAU	291	19	93,87
	BOM	137	159	53,72
Porcentagem global				74,26

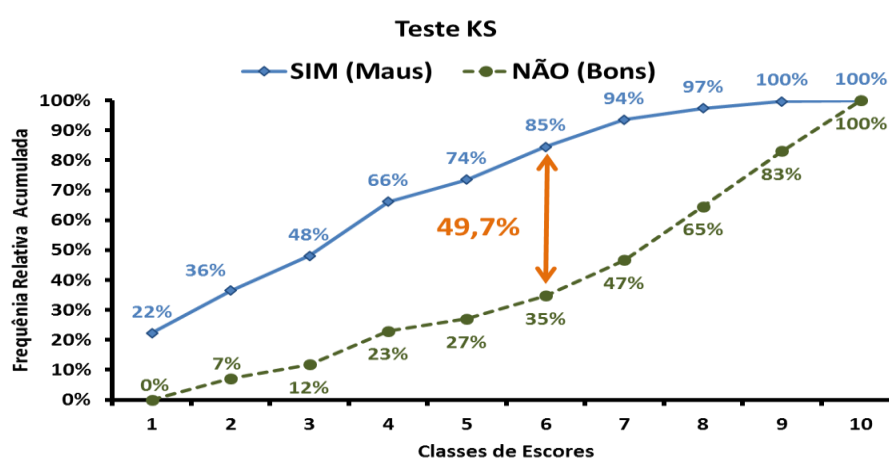
Fonte: Elaborado pela autora com a auxílio do *R-Project*.

A área localizada abaixo da curva é um resumo estatístico benéfico, que permite mensurar a acurácia e estimar a precisão de um teste de diagnóstico (MARGOTTO, 2010). Com a finalidade de analisar a discriminação presente neste modelo foi calculado a AUC obtendo-se valor correspondente a 0,8198u.a, indicando excelente poder discriminatório, conforme demonstrado no Gráfico 8.

Gráfico 8 – Curva ROC.

Fonte: Elaborado pela autora com a auxílio do *R-Project*.

Como critério de avaliação do modelo foi utilizado também o teste de Kolmogorov-Smirnov (KS), que mede a distância entre as frequências acumuladas dos bons e maus clientes. Com a aplicação da equação obtida através da regressão logística binária foi encontrado nível de discriminação correspondente a 49,7%, indicando excelente poder discriminatório, como demonstrado no Gráfico 9.

Gráfico 9 – Representação do teste KS.

Fonte: Elaborado pela autora.

Com a finalidade de analisar a diferença estatística presente no modelo, foi aplicado o teste de Hosmer-Lemeshow. Segundo Karam, Silva e Schmidt (2008) o valor

Hosmer-Lemeshow afere a correspondência dos valores observados e previstos, sendo considerado o melhor ajuste por um Qui-quadrado não significativo.

Na Tabela 7 é apresentado o resultado deste teste, onde o p-valor da estatística de teste obtido corresponde a 0,8214. A avaliação deste teste é realizada através da análise de hipóteses, onde a hipótese nula é baseada na ausência de diferenças estatisticamente significativas entre as classificações observadas e previstas. Enquanto que na hipótese alternativa são apresentadas diferenças entre as classificações informadas. Com p-valor não significativo, conclui-se que não existe evidências significativas para rejeitar a hipótese nula.

Tabela 7 – Teste de Hosmer-Lemeshow.

Teste Qui-quadrado	Graus de Liberdade	P-valor
4,3788	8	0,8214

Fonte: Elaborado pelo autora com a auxílio do *R-Project*.

Atendendo todos os pré-requisitos exigidos para validação de desempenho, com resultados satisfatórios apresentados através da curva ROC, teste KS, Hosmer-Lemeshow e demais testes aplicados, pode-se afirmar o ótimo ajuste do modelo, com significativa capacidade preditiva e apropriado poder discriminatório. Sendo considerado, neste caso, um modelo eficiente na identificação de clientes inadimplentes.

4.3 RESULTADO DO MODELO

A partir dos resultados obtidos através da equação de probabilidade da Regressão Logística, calcula-se o índice de rentabilidade, a fim de verificar o nível de inadimplência, assim, prever a rentabilidade por faixa de escore. Para obtenção destes valores, foram fornecidos pela empresa os valores dos clientes maus e bons, como mencionado anteriormente, sendo R\$ -103,50 e R\$ 92,50, respectivamente.

Tabela 8 – Inadimplência e rentabilidade por faixa de escore.

Faixas Escore	Taxa de maus*	Taxa de maus **	Aprovação	Rentabilidade	Rentabilidade acumulada	Cenários
<= ,00000	100%	51%	100%	-7.141,50	-4.705,00	1
,00001 - ,31553	68%	45%	89%	-2.611,50	2.436,50	2
,31554 - ,35236	72%	42%	78%	-2.431,00	5.048,00	
,35237 - ,36828	63%	38%	70%	-2.743,50	7.479,00	
,36829 - ,40691	66%	32%	55%	-1.270,50	10.222,50	
,40692 - ,42949	60%	28%	49%	-1.391,50	11.493,00	
,42950 - ,50466	44%	20%	40%	339,50	12.884,50	3
,50467 - ,86886	18%	11%	29%	3.660,50	12.545,00	
,86887 - ,91944	11%	7%	19%	4.363,00	8.884,50	
,91945+	2%	2%	8%	4.521,50	4.521,50	
Total	51%			-4.705,00		

* Taxa de maus na faixa de escore; ** Taxa de maus acumulada decrescente por faixa de escore

Fonte: Elaborado pela autora.

Ao observar a Tabela 8, pode-se notar que a taxa de maus clientes utilizada na modelagem foi de aproximadamente 51%. Nesta análise a rentabilidade total obtida correspondeu a – R\$ 4.705,00, este valor foi influenciado fortemente pelos dois primeiros cenários, caracterizados por clientes que não deram retorno positivo para a instituição, neste tipo de situação a aceitação de um novo cliente no quadro da empresa não é viável. O lucro obtido por tais clientes será baixo ou inexistente, logo não haverá retorno ao capital investido, podendo afetar a solvabilidade da instituição.

Já o quadro de clientes presentes no Cenário 3 demonstra um nível de rentabilidade aceitável, podendo proporcionar, em sua maioria, maior rentabilidade, com recuperação dos recursos investidos e geração de lucro.

Através da análise gráfica e dos cenários mencionados anteriormente, torna-se necessário a avaliação atuarial em processos como estes, pois a falta de controle na adesão de novos clientes pode ocasionar a insolvência ou falência da operadora. Desta forma, a aplicação de modelos com caráter preditivo e que auxiliem na redução do déficit financeiro é crucial para solidificar a saúde da instituição.

O modelo de *Credit Scoring* aplicado apresentou parâmetros que irão auxiliar a identificação dos perfis de clientes adimplentes e inadimplentes. A partir desta análise, será possível identificar os clientes que irão gerar ou não rentabilidade, além desse aspecto, a empresa poderá identificar qual o melhor ponto de rentabilidade para a aceitação, sendo este controle considerado um fator significativo para a mitigação do risco de inadimplência e tomada de decisões gerenciais.

4 CONCLUSÕES

Durante todo o processo de elaboração deste trabalho buscou-se encontrar um modelo capaz de identificar o perfil dos novos clientes em uma carteira de convênio odontológico, a fim de prever possíveis perdas financeiras para a instituição na entrada dos novos clientes. Para atingir este objetivo foi utilizado um modelo de *Credit Scoring*, desenvolvido a partir das informações cadastrais e do histórico transacional das operações financeiras dos clientes atuais, desta maneira, identificando comportamentos semelhantes presentes nas variáveis observadas.

A partir modelagem dos dados, realizada através da aplicação do modelo de Regressão Logística, foi avaliado o desempenho do modelo aplicado, observando indicadores como a curva ROC, teste KS dentre outros testes que possuíram importante papel para obtenção dos resultados deste trabalho. Por meio da equação gerada com a regressão logística foi possível determinar a probabilidade de inadimplir, através dos comportamentos de cada variável observada. Através da probabilidade adquirida e da classificação em faixas de score pôde-se determinar o perfil de inadimplência de cada cliente, portanto este procedimento contribuiu para a realização do segundo objetivo específico.

O modelo de *Credit Scoring* foi capaz de identificar um percentual de 74,26% de clientes bons e maus, classificados de maneira correta, embora a taxa de acertos para a predição de clientes bons tenha sido de 53,72%, considerada relativamente baixa, foi obtido uma taxa de acertos de clientes maus correspondente a 93,87% o que caracterizou boa predição de maus clientes para o modelo aplicado.

Para atingir o terceiro objetivo específico determinado foi necessário calcular a rentabilidade individual para cada faixa de score. As menores perdas foram encontradas nos dois primeiros cenários, nestas faixas não houve retorno financeiro para a operadora de saúde. As faixas rentáveis foram localizadas no cenário 3, uma vez que os clientes desta faixa podem ser considerados aceitáveis para a carteira, cabe a empresa decidir se a aceitação será viável.

O modelo apresentado possui boa predição, logo, pode-se concluir que as informações e estratégias disponíveis neste estudo poderá contribuir para o desenvolvimento da instituição. Este estudo demonstrou a eficácia do modelo de *Credit Scoring*, assim, as informações disponibilizadas serão benéficas para a operadora e irão auxiliar nas decisões financeiras, reduzindo não só as perdas ocasionadas pela má

gestão e escassez do gerenciamento de riscos financeiros, como também potencializando os lucros e garantindo a solvência da empresa.

Esta pesquisa não buscou apenas entender o perfil comportamental dos clientes de uma instituição financeira, mas também levantar questões de pesquisa sobre a aplicação de modelos de inadimplência, que são desenvolvidos diariamente em operadoras de saúde, mas que são poucos abordados academicamente. Desta forma, recomenda-se para trabalhos futuros a abordagem de métodos de controles da inadimplência de clientes portadores de planos de saúde, desenvolvidos através de modelos estatísticos.

BIBLIOGRAFIA

AGÊNCIA NACIONAL DE SAÚDE SUPLEMENTAR – ANS. **Planos odontológicos: Evolução, desafios e perspectivas para a regulação da saúde suplementar.** Rio de Janeiro: ANS, 2009.

AGÊNCIA NACIONAL DE SAÚDE SUPLEMENTAR – ANS. **Beneficiários de planos privados de saúde.** 2017. Disponível em: <www.ans.gov.br>. Acesso em: 20 set. 2017.

ALVES, M. C. **Estratégias para o desenvolvimento de modelos de *credit score* com inferência de rejeitados.** Dissertação (Mestre em Ciências) – Universidade de São Paulo, São Paulo, 2008.

ALVES, W. O. **Gestão de riscos corporativos: Uma abordagem para operadoras de planos de saúde.** 2011. 119 f. Dissertação (Mestrado em Administração) – Faculdade de Economia e Finanças IBMEC, Rio de Janeiro, 2011.

ARAÚJO, E. A.; CARMONA, C. U. M.; AMORIN NETO, A. Aplicação de modelos credit scoring na análise da inadimplência de uma instituição de microcrédito. **Revista de Ciências Administrativas**, Fortaleza, v. 13, p. 110-121, 2007.

ASSAF NETO, A. **Finanças corporativas e valor.** 3. ed. São Paulo: Atlas, 2008.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DAS ENTIDADES FECHADAS DE PREVIDÊNCIA PRIVADA – ABRAPP. **Guia de gestão de riscos em planos de saúde de autogestão boas práticas.** São Paulo: ABRAPP, 2015.

AUTORIDADE DE SUPERVISÃO DE SEGUROS E FUNDOS DE PENSÕES – ASF. **A relevância da função dos atuários para a gestão do risco no setor financeiro em especial nos setores de seguros e de fundos de pensões,** Lisboa, 2015.

BANCO CENTRAL DO BRASIL (BCB). **SGS: Sistema Gerenciador de Séries Temporais.** 2016. Disponível em: <www.bcb.gov.br>. Acesso em: 14 set. 2017.

BERNARDES, A. C. B; REIS, B. T. C.V; HORITA, R. Y. **Administrando a inadimplência em tempo de crise**. 2009, 17 f. Monografia – Centro Universitário Católico Salesiano, Lins, 2009.

BRITO, G. A. S; ASSAF NETO, A. Modelo de classificação de risco de crédito de empresas. **Revista de Contabilidade e Finanças**, São Paulo, v.19, n.16, p.18-29, jan/abr. 2008.

CALLEGARI-JACQUES, S. M.; WAGNER, M. B. Medidas de associação em estudos epidemiológicos: risco relativo e odds ratio. **Jornal de Pediatria**, 74(3): 247-251, 1998.

CAMARGOS, M. A; CAMARGOS, A. C. S; SILVA, F. W; SANTOS, F. S; RODRIGUES, P. J. Fatores condicionantes de inadimplência em processos de concessão de crédito a micro e pequenas empresas do estado de Minas Gerais. **Revista de Administração Contemporânea**, Curitiba, v.14, n.2, p.333-352. mar/abr. 2010.

CARMONA, C. U. M.; AMORIM NETO, A. A. Modelagem do risco de crédito: Um estudo do segmento de pessoas físicas em um banco de varejo. **Revista Eletrônica de Administração**, Recife v. 10, n. 4, p. 1-23, jul/ago 2004.

COGGIOLA, O. **O craque de 1929 e a grande depressão da década de 1930**. Porto Alegre: Pradense, 2011.

COVRE, E.; ALVES, S. L. **Planos odontológicos: Uma abordagem econômica no contexto regulatório**. Rio de Janeiro: ANS. 2003. Disponível em: <<http://www.ans.gov.br>>.

DALFOVO, M. S.; LANA, R. A; SILVEIRA, A. Métodos quantitativos e qualitativos: Um resgate teórico. **Revista Interdisciplinar Científica Aplicada**, Blumenau, v.2, p.01-13, Sem II, 2008.

DEPARTAMENTO DE INFORMÁTICA DO SISTEMA ÚNICO DE SAÚDE – DATASUS. **Módulo de saúde bucal**. 2013. Disponível em: <tabnet.datasus.gov.br>. Acesso em 20 out 2017.

DINIZ, C.; DELBEM, D.; REQUENA, G. Modelagem Estatística para Risco Operacional. In: SIMPÓSIO NACIONAL DE PROBABILIDADE E ESTATÍSTICA, 2014, Natal – RN. **Anais...** Natal: ABE, 2014.

DINIZ, C.; LOUZADA, F. Métodos Estatísticos para análise de dados de crédito. 6th **Brazilian Conference on Statistical Modelling in Insurance and Finance**. Maresias, SP, 2013.

ECKERT, A.; MECCA, M. S; BIASIO, R.; CONSORTE, A. S. Principais causas da inadimplência de pessoas físicas junto a uma cooperativa de crédito: Estudo de caso em uma unidade do SICREDI. **Revista de Administração e Negócios da Amazônia**. v.5, n.1, jan/abr. 2013.

FEDERAL DEPOSIT INSURANCE CORPORATION - FDIC. **Risk Management Examination Manual for Credit Card Activities**. 2007.

FERNANDES, G. B. **Mensuração do risco de crédito espacial e sua incorporação nos modelos de credit scoring**. 2012. 71 f. Dissertação (Mestrado em economia) – Instituto de Ensino e Pesquisa, São Paulo, 2012.

FIGUEIRA, P. H. **Gestão do risco de crédito: Análise dos impactos da resolução 2682, do conselho monetário nacional, na transparência do risco da carteira de empréstimos dos bancos comerciais brasileiros**. 2001. 181 f. Dissertação (Mestrado em Administração) – Fundação Getúlio Vargas, Vitória, 2001.

FISCHER, T. K. **Indicadores de atenção básica em saúde bucal: Associação com as condições socioeconômicas fluoretação de águas e a estratégia de saúde da família no sul do Brasil**. 2008, 125 f. Dissertação (Pós-graduação em Saúde Pública) – Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2008.

FREIRE, L. L. R. **Sistema brasileiro de saúde**. BNDES. 2009. Disponível em: <<http://www.bnb.gov.br>>.

GARCÍA, M. L. S; GARCÍA, M. J, S. Modelos para medir el riesgo de crédito de la banca. **Caderno de Administração**, Bogotá, p.295-319, jan/jun. 2010.

GIL, A. C. **Como elaborar projetos de pesquisa** – 3. Ed. – São Paulo: Atlas, 1991.

GOMES, S. E. F. **O acordo de Basiléia II e o impacto nos montantes de crédito concedido às pequenas e médias empresas**. 2008. 117 f. Dissertação (Mestrado em Economia) – Universidade do Minho, Braga, 2008.

GOUVÊA, M. A.; GONÇALVES, E. B.; MANTOVANI, D. M. N. Análise de risco de crédito com aplicação de regressão logística e redes neurais. **Revista Contabilidade Vista & Revista da Universidade Federal de Minas Gerais**, Belo Horizonte, v. 24, n. 4, p. 96-123, out./dez. 2013.

GUERRA, M. J. C; GRECO, R. M; LEITE, I. C. G; FERREIRA, E. F; PAULA, M. V. Q. Impacto das condições de saúde bucal na qualidade de vida de trabalhadores. **Revista Ciência & Saúde Coletiva**, Rio de Janeiro, v.19, n.12, jan/dez. 2014.

HALIM, S.; HUMIRA, Y. V. Credit Scoring Modeling. **Jurnal Teknik Industri**, v.16, n.1, p.17-24, jun. 2014.

INTERNATIONAL ACTUARIAL ASSOCIATION - IAA. **Dealing Predictable Irrationality – Actuarial Ideas to Strengthen Global Financial Risk Management**, Ottawa, 2009.

KARAM, K. A.; SILVA, J. F.; SCHMIDT, F. H. Regressão Logística: Um modelo de risco de cancelamento de clientes. In: ENCONTRO NACIONAL DA ASSOCIAÇÃO DOS PROGRAMAS EM PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO (ENANPAD), 2008, Rio de Janeiro. **Anais...** Rio de Janeiro: Anpad, 2008.

KUNKEL, F. I. R; VIEIRA, K. M; POTRICH, A. C. G. Causas e consequências da dívida no cartão de crédito: Uma análise multifatores. **Revista de Administração**. v.50, n.2, p.169-182, abr/mai/jun. 2015.

MARGOTTO, P. R. **Curva ROC como fazer e interpretar no SPSS**. 2010. Disponível em: <
http://www.paulomargotto.com.br/documentos/Curva_ROC_SPSS.pdf>. Acesso em:
 20 nov. 2017.

MARIANI, F. **Análise e implementação de estratégias de cobrança como forma de redução e controle da inadimplência de uma operadora de planos de saúde da cidade de Caçador/SC**. 2008. 85 f. Trabalho de Conclusão de Curso em Administração – Universidade do Contestado, Caçador, 2008.

MARINS, J. T. M; NEVES, M. B. E. **Inadimplência de crédito e ciclo econômico: Um exame da relação no mercado brasileiro de crédito corporativo**. Brasília, n. 304, mar/2013. p. 1-30.

MAY, R. **O Acordo de Basiléia, sua legislação no Brasil e a aplicação no Banco do Brasil**. 2008. 89 f. Monografia em Ciências Econômicas – Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2008.

MEDINA, R. P; SELVA, M. L. Análisis del credit scoring. **Revista de administração de empresas**, São Paulo, v.53, n.3, p.303-315, mai/jun. 2013.

MENDES, A. S. R. **Transição de Basiléia II para o Basiléia III**. 2013. 37 f. Dissertação (Mestrado em finanças) – Universidade Técnica de Lisboa, Lisboa, 2013.

MOHAD, B. T; QUINTANA, A. C. Indicadores de liquidez e a sua influência no resultado econômico. **Revista de Contabilidade, Ciência da Gestão e Finanças**. Serra Gaúcha, v. 4, n. 2, p. 16-37, 2016.

NAKAMURA, W. T, JUCÁ, M. N, BASTOS, D. D. Estrutura de maturidade das dívidas das empresas brasileiras: Um estudo empírico. **Administração Contemporânea**. São Paulo, SP, v. 15, n. 2, p. 228-248, mar./abr., 2011.

NAVARINI, D. W; SANTOS, G. N; SILVA, R. R; FERNANDES, K. C. C; BEZERRA, M. I. P. A; FURTADO, G. M. Controle da inadimplência: Um estudo de caso da empresa MJ. **Revista Objetiva**, Rio Verde, v. 1, n. 10, p. 1-16, 2015/2016.

NICO, L. S; ANDRADE, S. A. C. A; MALTA, D. C; JÚNIOR, G. A. P; PERES, M. A. Saúde bucal autorreferida da população adulta brasileira: Resultados da Pesquisa Nacional de Saúde 2013. **Revista Ciência e Saúde Coletiva**, v.22, n.1, p.169-178, 2015.

OLIVEIRA, M. S. **Proposta de um modelo de credit scoring para uma carteira de crédito consignado visando ações de cross-sell**. 2016. 75 f. Dissertação (Mestrado em administração) – Fundação Escola de Comércio Álvares Penteado, São Paulo, 2016.

PAPALÉO, C. L. M, **Estimação de risco relativo e razão de prevalência com desfecho binário**. Dissertação (Mestrado em Epidemiologia) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2009.

PEDOTE, C. F. S. **Análise e gerenciamento do risco**. 2002. 69 f. Dissertação (Mestrado em Administração) – Fundação Getúlio Vargas, São Paulo, 2002.

PRATI, R. C; BATISTA, G. E. A. P. A; MONARD, M. C. Curvas ROC para avaliação de classificadores. **Revista IEEE América Latina**, v.6, n.2, p-215-222, 2008.

PWC. **O mercado de serviços de saúde no Brasil**. 2014.

REIS, C. P.; TORRES, R. V.; ARAÚJO, A. R; ALMEIDA, S. S. Probabilidades de ocorrência de violência sofrida por adolescentes no município de Parauapebas do estado do Pará por gênero. In: Simpósio Nacional de Probabilidade e Estatística, 2010, São Pedro. **Anais do 19º SINAPE** – Simpósio Nacional de Probabilidade e Estatística. São Paulo: Associação Brasileira de Estatística, 2010.

ROTHBARD, M. N. **A grande depressão americana**. 1ª ed, Tradução de Pedro Sette-Câmara. – São Paulo: Instituto Ludwig von Mises. 2012.

SANT'ANNA, A. A; JUNIOR, G. R. B; ARAÚJO, P.Q. Mercado de Crédito no Brasil: Evolução recente e o papel do BNDES (2004-2008). **Revista do BNDES**, Rio de Janeiro. v. 16. n. 31. jun 2009.

SANTOS, J. O. **Análise de crédito: Empresas, pessoas físicas, agronegócio e pecuária**. 3. ed. São Paulo: Atlas, 2009.

SCHNEIDERS, J. **Sugestões de melhorias na política de crédito e cobrança da empresa Tedesco & Emer LTDA**. 2014. 69 f. Monografia em administração – Centro Universitário Univates, Lajeado, 2014.

SEABRA, J. M. Z. **A gestão do risco financeiro**. 2013. 58 f. Dissertação (Mestrado em Gestão) – Universidade de Coimbra, Coimbra, 2013.

SELAU, L. P. R; RIBEIRO, J. L. D. Uma sistemática para construção e escolha de modelos de previsão de risco de crédito. **Revista Gestão & Produção**, São Carlos, v.16, n.3, p.398-413, jul/set. 2009.

SEMEDO, D. P. V. Credit Scoring: **Aplicação da regressão logística vs redes neurais na avaliação do risco de crédito no mercado cabo-verdiano**. Dissertação (Mestrado em Estatística e Gestão de Informação) – Universidade de Nova Lisboa, Lisboa, 2009.

SERVIÇO BRASILEIRO DE APOIO ÀS MICRO E PEQUENAS EMPRESAS - SEBRAE, **Sobrevivência das empresas no Brasil**. Brasília: 2016.

SERVIÇO DE PROTEÇÃO AO CRÉDITO – SPC. **Indicadores Econômicos**, 2017. Disponível em: <www.spcbrasil.org.br>. Acesso em: 05 out. 2017.

SERVIÇO DE PROTEÇÃO AO CRÉDITO – SPC. **Inadimplentes no Brasil 2017 – Perfil e comportamento frente às dívidas**. 2017A.

SERVIÇO DE PROTEÇÃO AO CRÉDITO – SPC. **Indicadores econômicos SPC Brasil e CNDL**. 2017B.

SILVA, J. B. O. R; SOUZA, I. P. R; TURA, L. F. R. **Saúde bucal da criança: Manual de orientação para profissionais e estudantes da área da saúde**. Alfenas, 2006. 45 p.

SOARES, G. F. **Gestão de riscos operacionais e controles internos: O caso de uma instituição bancária**. Monografia (Bacharel em Ciências Contábeis) – Universidade Federal de Goiás, Goiânia, 2013.

SOKULSKI, C., C; KUDLAWICZ, C. Homogeneidade e rentabilidade: O caso das operadoras de planos de saúde. In: CONGRESSO INTERNACIONAL DE ADMINISTRAÇÃO, 2015, Ponta Grossa – PR. **Gestão Estratégica: Tecnologia e o Impacto nas Organizações**, 2015.

SOUZA, R. B. **O modelo de Collection Scoring como ferramenta para a gestão estratégica do risco de crédito**. 2000. 78 f. Dissertação (Mestrado em Administração) – Fundação Getúlio Vargas, São Paulo, 2000.

SOUZA, S.M, BRUNI, A. L. Risco de crédito, capital de giro e solvência empresarial: Um estudo na indústria brasileira de transformação de cobre. **Universo Contábil**. Santa Catarina, v. 4, n. 2 p. 59-74, abr./jun., 2008.

SOUZA, T. A. **Rentabilidade e relacionamento: Uma análise em clientes pessoa jurídica de uma agência bancária**. Bacharel em Administração – Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2011.

TRISTÃO, P. A; VIEIRA, K. M; CERETTA, P. S; BENDER FILHO, R. Evolução do crédito pessoal e habitacional no Brasil: Uma análise da influência dos fatores macroeconômicos no período pós-real. **Revista de estudos do CEPE**, Santa Cruz do Sul, v. 0, p- 78-106, 2014.

VASCONCELLOS, R. S. **Modelos de escoragem de crédito aplicados a empréstimo pessoal com cheque**. 2004. 44 f. Dissertação (Mestrado em Finanças e Economia empresarial) – Fundação Getúlio Vargas, Rio de Janeiro, 2004.

VIEIRA, C; COSTA, N. R. O modelo organizacional dos planos de saúde odontológicos no Brasil. **Revista Ciência & Saúde Coletiva**, Rio de Janeiro, v.13, n.5, p.1579-1588, set/out. 2008.

APÊNDICE A – Variáveis da amostra

Variável	Descrição
Cidade_Cadastro	Cidade onde foi realizado o cadastro do convênio odontológico.
UF_Cadastro	Estado de federação onde foi realizado o cadastro do convênio.
Idade	Idade na data da solicitação cadastral.
Naturalidade	Cidade de nascimento do cliente.
Nacionalidade	País de nascimento do cliente.
Escolaridade	Nível de escolaridade do cliente (Ensino Fundamental; Médio; Superior).
Sexo	Gênero do cliente.
Estado_Civil	Situação matrimonial do cliente ao se cadastrar (Solteiro; Casado; Viúvo; Divorciado; Outros).
Dependentes	Número de dependentes até o momento da contratação do serviço.
Renda_Conjuge	Renda do cônjuge até o momento da contratação do serviço.
Profissão_Conjuge	Profissão do cônjuge até o momento da contratação do serviço.
Bairro_Residencia	Bairro de residência do cliente.
CEP_Residencia	CEP de residência do cliente.
Cidade_Residencia	Cidade de residência do cliente.
UF_Residencia	Estado de federação de residência do cliente.
Tempo_Residencia	Tempo que o cliente habita na residência atual.
Tipo_Residencia	Tipo de Residência (Alugada; Própria; Outros).
Classe_Profissional	Categoria de empresa em que trabalha ou aposentado (Pública; Privada; Beneficiário do INSS; Outros).
Tipo_Empresa	Tipo de prestação de serviços da empresa que o cliente trabalha (Comércio; Prestação de serviços; Outros).
Bairro_Empresa	Bairro da empresa que o cliente trabalha.
CEP_Empresa	CEP da empresa que trabalha.
Cidade_Empresa	Cidade da empresa que trabalha.
UF_Empresa	Estado de federação da empresa que trabalha.
Data_Admissao	Data de admissão do cliente no emprego atual.
Cargo	Profissão do cliente até o momento do cadastro.
Renda	Renda do cliente na data de concessão do serviço.
Outras_Rendas	Possui outras rendas familiares.
Tipo_Outras_Rendas	Tipo de renda (Bolsa família; Aluguel de imóvel; Outros).
Banco	Cliente possui conta bancária até o momento de concessão do serviço.
Tempo_Cliente_Banco	Tempo de duração da conta bancária.
Tipo_Conta	Tipo de conta do cliente (Conta corrente; Poupança; Salário).

Outro_Cartao	Possui ou não algum outro cartão.
Tempo_Cliente_Cartao	Tempo que possui outro cartão.
Melhor_Vencimento	Melhor data de vencimento do cartão que possui.
Tipo_Campanha	Meio de comunicação que encontrou o serviço do convênio (Google; Redes sociais; indicações; Outros).
Contrato_Imediato	Adesão do contrato foi imediata ou não.
Primeira_Consulta	Data da primeira consulta do cliente.
Documentos_apresentados	Documentos apresentados no momento do cadastro (CPF; RF; Certidão de nascimento; Outros).
Tratamento	Realizou ou não tratamento de ortodontia.
Outros_Tratamentos	Outros tipos de tratamentos realizados (Consultas; Profilaxia; Restauração; Outros).
Cliente	Cliente da instituição ou não.
Tempo_Tratamento	Tempo de permanência do tratamento do cliente.
Inadimplencia	Inadimplência ou adimplência do cliente.
Atraso_Pagamento	Tempo de atraso no pagamento (Em dias).
Indicacoes	Cliente fez indicações
Indicacoes_Inadimplentes	Indicações foram inadimplentes.
Religiao	Religião do cliente (Católica; Protestante; Evangelico; Outros).
Tipo_Pagamento	Tipo do pagamento do serviço (Boleto; Dinheiro; Outros).
Modalidade_Pagamento	Modalidade do pagamento do serviço (A vista; A prazo; Isento; Outros).
Tipo_Pagamento_Outros	Tipo do pagamento de outros serviços (Boleto; Dinheiro; Outros).
Modalidade_Pagamento_Outros_Serviços	Modalidade do pagamento de outros serviços (A vista; A prazo; Isento; Outros).

APÊNDICE B – Análise RR

Sexo				
	Inadimplência		Total	RR
	BOM	MAU		
F	180	182	362	1,035789
M	116	128	244	0,949113
Total	296	310	606	1

Estado Civil				
	Inadimplência		Total	RR
	BOM	MAU		
Casado	102	65	167	1,643451
Solteiro	126	115	241	1,147474
Viuvo	5	2	7	2,618243
Divorciado ou Outros	63	128	191	0,515467
Total	296	310	606	1

Cidade Residência				
	Inadimplência		Total	RR
	BOM	MAU		
Itupeva	60	19	79	3,307255
Campinas	183	240	423	0,798564
Outra	53	51	104	1,088368
Total	296	310	606	1

Idade				
	Inadimplência		Total	RR
	BOM	MAU		
<= 25	163	151	314	1,130526
26 a 40	67	71	138	0,988295
> 40	66	88	154	0,785473
Total	296	310	606	1

Dependentes				
	Inadimplência		Total	RR
	BOM	MAU		
Sim	107	64	171	1,75095
Não	189	246	435	0,804631
Total	296	310	606	1

Contrato Imediato

	Inadimplência		Total	RR
	BOM	MAU		
Sim	102	92	194	1,161134
Não	194	218	412	0,931999
Total	296	310	606	1

Outros Tratamentos

	Inadimplência		Total	RR
	BOM	MAU		
Profilaxia	75	126	201	0,623391
Restauração	31	32	63	1,014569
Outro tratamento	190	152	342	1,309122
Total	296	310	606	1

Primeira consulta

	Inadimplência		Total	RR
	BOM	MAU		
2010 a 2011	27	42	69	0,673263
2012 a 2013	71	123	194	0,604537
2014 a 2015	99	131	230	0,791469
2016	99	14	113	7,405888
Total	296	310	606	1

Atraso do Pagamento

	Inadimplência		Total	RR
	BOM	MAU		
<=30	296	236	532	1,313559
>30	0	74	74	0
Total	296	310	606	1

Tipo de Pagamento

	Inadimplência		Total	RR
	BOM	MAU		
Boleto	221	291	512	0,79537
Outra modalidade	75	19	94	4,134068
Total	296	310	606	1

APÊNDICE C – Matriz de Correlação de Spearman

	Inadimplencia	Sexo	Idade_1	Idade_2	Estado_Civil_1	Estado_Civil_2	Estado_Civil_3	Dependente	Cidade_Residencia_1	Cidade_Residencia_3	Contrato	Outros_Tratamentos_2	Outros_Tratamentos_3	Primeira_Consulta_3	Primeira_Consulta_4	Atraso_Pagamento_1	Modalidade_Pagamento_1
Inadimplencia	1,000	,021	,064	-,003	,151	,056	,049	,172	,210	,019	,051	,002	,153	-,091	,371	,364	-,265
Sexo	,021	1,000	-,078	,013	-,036	,021	,026	,014	,068	,035	-,006	,037	-,029	-,024	-,039	,033	-,054
Idade_1	,064	-,078	1,000	-,563	-,314	,419	-,081	-,137	,050	-,122	,074	-,072	,025	,019	,131	-,047	-,030
Idade_2	-,003	,013	-,563	1,000	,176	-,184	-,059	,097	,094	-,049	,041	,034	,041	,062	-,088	,010	-,126
Estado_Civil_1	,151	-,036	-,314	,176	1,000	-,501	-,067	,491	,024	,072	-,051	-,053	,110	,050	,131	,185	-,062
Estado_Civil_2	,056	,021	,419	-,184	-,501	1,000	-,088	-,240	,206	-,111	,115	,021	,014	,045	,052	-,006	-,164
Estado_Civil_3	,049	,026	-,081	-,059	-,067	-,088	1,000	,104	-,042	,074	-,008	,014	,002	,011	-,012	-,007	,046
Dependente	,172	,014	-,137	,097	,491	-,240	,104	1,000	-,058	,152	-,014	-,021	,055	,031	,199	,133	,056
Cidade_Residencia_1	,210	,068	,050	,094	,024	,206	-,042	-,058	1,000	-,176	,386	-,132	,330	,111	-,034	-,080	-,890
Cidade_Residencia_3	,019	,035	-,122	-,049	,072	-,111	,074	,152	-,176	1,000	-,050	-,026	-,024	-,103	,063	,063	,135
Contrato	,051	-,006	,074	,041	-,051	,115	-,008	-,014	,386	-,050	1,000	-,118	,118	,076	-,020	-,025	-,370
Outros_Tratamentos_2	,002	,037	-,072	,034	-,053	,021	,014	-,021	-,132	-,026	-,118	1,000	-,388	-,021	-,024	,028	,116
Outros_Tratamentos_3	,153	-,029	,025	,041	,110	,014	,002	,055	,330	-,024	,118	-,388	1,000	,008	,053	,018	-,321
Primeira_Consulta_3	-,091	-,024	,019	,062	,050	,045	,011	,031	,111	-,103	,076	-,021	,008	1,000	-,374	-,030	-,116
Primeira_Consulta_4	,371	-,039	,131	-,088	,131	,052	-,012	,199	-,034	,063	-,020	-,024	,053	-,374	1,000	,166	-,017
Atraso_Pagamento_1	,364	,033	-,047	,010	,185	-,006	-,007	,133	-,080	,063	-,025	,028	,018	-,030	,166	1,000	,035
Modalidade_Pagamento_1	-,265	-,054	-,030	-,126	-,062	-,164	,046	,056	-,890	,135	-,370	,116	-,321	-,116	-,017	,035	1,000